

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE DE
LA MAÎTRISE EN MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE
APPLIQUÉES

PAR
ABDELKADER SIDDOUR

CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES DIATOMÉES:
*UNE APPROCHE BASÉE SUR LE CONTOUR ET LA
GÉOMÉTRIE*

AVRIL 2007

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

À ma mère...

Résumé

En 1989, le ministère de l'environnement du Québec s'est doté d'un réseau de monitoring des écosystèmes aquatiques permettant le suivi des principales rivières soumises au programme d'assainissement des eaux du Québec.

Le suivi de l'intégrité biologique des cours d'eaux est principalement réalisé à partir d'indices basées sur les communautés des diatomées.

L'objectif de notre travail consiste à développer une méthode basée sur le traitement d'images, afin de procéder à une classification automatique d'images de diatomées à partir d'un regroupement, a priori, d'un échantillon exhaustif d'espèces du Québec. La méthode proposée est basée sur une extraction des angles normaux d'un contour 8-connecté antihoraire et un ensemble de critères géométriques. .

À cet effet, nous avons utilisé un modèle paramétrique qui consiste à caractériser les diatomées suivant un vecteur des descripteurs de Fourier et de paramètres de formes.

Des tests ont été effectués à partir d'une base de données d'images numérisées de diatomées présentes dans les rivières du Québec. Nous avons obtenus un taux de classification d'environ 98%.

Remerciements

J'aimerais remercier ici toutes les personnes qui ont pris part à ce travail aussi bien au niveau scientifique qu'au plan humain, ils ont contribué pour une grande part à l'aboutissement de ce mémoire.

Ainsi, je tiens vivement à remercier les personnes suivantes.

Le professeur Fathallah Nouboud du Département de Mathématiques et d'Informatique, qui m'a accueilli et qui a été pour moi beaucoup plus qu'un directeur de recherche. Il m'a accordé sa confiance et m'a laissé une grande autonomie dans mon travail. Ses conseils, ses critiques et ses encouragements m'ont permis de mener à bien ce travail de recherche.

Le professeur Alain Chalifour du Département de Mathématiques et d'Informatique, pour ses idées et son étroite collaboration qui ont inspiré l'application de mon travail et qui ont été fondamentales à son développement. Merci d'avoir accepté d'être mon co-directeur. J'en suis très honoré.

Le professeur Driss Mammass de l'université Ibnzohr d'Agadir (Maroc) qui, après m'avoir initié au traitement d'images en 2002 et m'avoir proposé de poursuivre mes études à l'UQTR, a toujours été disponible pour me conseiller et m'encourager dans les moments importants.

Les professeurs M'hamed Mesfioui et Louis Paquette qui ont accepté d'être membres du jury. Ma profonde gratitude pour ces deux professeurs dont les évaluations m'ont été précieuses.

Tous les membres de département Mathématiques et Informatique, plus particulièrement le professeur Sylvain Delisle, directeur du département de Mathématiques et d'Informatique, le professeur Mourad Badri, directeur du programme de Maîtrise en Mathématiques et Informatique Appliquées, les professeurs M'hamed Mesfioui et Boucif Amar Bensaber, ainsi que mesdames Chantal Lessard et Manon Goulet pour leurs aides et leurs sympathies.

Je remercie également le professeur Stéphane Campeau de la section géographie du département des Sciences Humaines de l'UQTR, ainsi que les membres de son équipe d'étudiants, particulièrement Isabelle Lajoie et Martine Grenier, pour avoir alimenté notre réflexion sur les aspects biologiques et de la classification des diatomées. La base de données d'images est le fruit de collectes multiples sur le terrain et d'observations en laboratoires, effectuées par cette équipe dynamique.

Finalement, je tiens à remercier les membres de ma famille pour leur soutien financier et leur appui moral. Je leur serai reconnaissant toute ma vie.

Table des matières

Liste des tableaux	iii
Liste des figures	v
1. Introduction	1
1.1 Contexte et objectifs	1
1.2 Organisation du mémoire	2
2. Diatomées: aspects biologiques	5
2.1 Description des diatomées	5
2.2 Structure des diatomées	6
2.3 Facteurs déterminants la structure des diatomées	7
2.4 Écologie des diatomées	7
2.5 Applications scientifiques des diatomées	9
2.5.1 Indices diatomiques	10
2.5.2 Utilisation des diatomées au Canada	10
3. Méthodes de classification: un survol	11
3.1 Méthode des K-moyennes	12
3.2 La classification hiérarchique	13
3.3 Méthode des k plus proches voisins	14
3.4 Classification bayésienne	15

3.5	Analyse discriminante	16
3.6	Machines à Vecteurs de Support (MVS)	18
3.7	Les arbres de décision	18
4.	Pré-traitement des images de diatomées	21
4.1	Saisie des images	22
4.2	Isolement des diatomées	23
4.3	Rotation d'une diatomée	27
4.4	Lissage	30
4.4.1	Le filtre moyen	30
4.4.2	Le filtre médian	32
4.5	Morphologie mathématique	34
4.6	Approximation polygonale	41
4.6.1	Analyse de quelques approches classiques	41
4.6.2	Méthode implémentée	42
5.	Extraction du contour et des angles normaux	45
5.1	Extraction du contour	45
5.2	Extraction des angles normaux	51
6.	Extraction des caractéristiques	53
6.1	Les descripteurs de Fourier	54
6.2	Les paramètres de forme	58
6.2.1	Quelques outils de calcul	59
6.2.2	Les paramètres de formes	60
6.2.3	Les paramètres de formes: résultats	65
7.	Résultats et interprétations	70

7.1	Analyse en composantes principales	71
7.2	La classification bayésienne	74
7.3	Résultats expérimentaux	76
8.	Conclusion et perspectives	78
8.1	Apports de ce mémoire	78
8.2	Perspectives	80
Annexe1		81
Annexe2		84
Annexe3		88

LISTE DES TABLEAUX

5.1	<i>Paires de directions admissibles.</i>	50
7.1	<i>Variances et variances cumulées.</i>	72
7.2	<i>Poids associés aux trois premiers axes principaux à partir des 22 variables.</i>	73
7.3	<i>Poids associés aux trois premiers axes principaux à partir des 7 paramètres de forme.</i>	73
7.4	<i>Poids associés aux trois premiers axes principaux à partir des 15 descripteurs de Fourier.</i>	74
7.5	<i>Résultats de la classification avant le fusionnement.</i>	77
7.6	<i>Résultats de la classification après le fusionnement.</i>	77
10.1	<i>Paramètres de formes: moyennes et écart-type par classe.</i>	87
11.1	<i>Descripteurs de Fourier: moyenne et écart-type, par classe, des 5 premiers descripteurs de fourier.</i>	91

LISTE DES FIGURES

2.1	<i>Exemples de diatomées.</i>	5
2.2	<i>Structure des diatomées.</i>	6
2.3	<i>Diatomées: (a) espèces de diatomées en eau polluée, (b) et en eau non polluée.</i>	8
2.4	<i>Processus de reproduction des diatomées.</i>	8
3.1	<i>Schéma classique de traitement d'une image.</i>	11
3.2	<i>Exemple d'un dendogramme.</i>	13
3.3	<i>Analyse discriminante.</i>	17
3.4	<i>Exemple d'un arbre de décision.</i>	19
4.1	<i>Diatomées bruitées.</i>	23
4.2	<i>Diatomées avec un fond bruité.</i>	23
4.3	<i>Contour approché par une conique (tiré de [22]).</i>	24
4.4	<i>Mauvaise approximation du contour (tiré de [22]).</i>	25
4.5	<i>Diatomée isolée manuellement.</i>	26
4.6	<i>Axe principal d'un contour.</i>	28
4.7	<i>Rotation: (a) avant la rotation, (b) après la rotation.</i>	29
4.8	<i>Filtre moyen avec $N = 3$ et $M = 3$.</i>	31
4.9	<i>Filtre moyen avec une fenêtre 3×3.</i>	32
4.10	<i>Filtre médian.</i>	33
4.11	<i>Filtre médian avec $N = 3$ et $M = 3$.</i>	34
4.12	<i>Éléments structurants: (a) 4-voisinage, (b) 8-voisinage.</i>	35
4.13	<i>Érosion: (a) image initiale, (b) image érodée par un disque de rayon 5.</i>	36

4.14	<i>Dilatation: (a) image originale, (b) image dilatée par un disque de rayon 5.</i>	38
4.15	<i>Fermeture: (a) image originale, (b) image fermée par un disque de rayon 5.</i>	39
4.16	<i>Ouverture par un disque de rayon 5.</i>	40
4.17	<i>Processus de l'approximation polygonale.</i>	43
4.18	<i>Approximation polygonale: (a) Image originale, (b) et (c) contour avant et après l'approximation polygonale.</i>	44
5.1	<i>Indices de Freeman: (a) 4-connectivité (b) 8-connectivité.</i>	46
5.2	<i>Images de diatomées reconstruites après l'approximation polygonale.</i>	46
5.3	<i>Localisation du premier pixel de départ.</i>	47
5.4	<i>(a), (c) Déplacements admissibles de pixels, (b) déplacements non-admissibles de pixels.</i>	49
5.5	<i>Angle normal dans le cas $\alpha_{i-1} = 5$ et $\alpha_i = 6$.</i>	51
5.6	<i>Exemples de diatomées et de fonctions d'angles associées.</i>	52
6.1	<i>Descripteurs de Fourier.</i>	57
6.2	<i>Erreur moyenne.</i>	58
6.3	<i>Deux formes distinctes de même périmètre.</i>	59
6.4	<i>Deux diatomées avec leurs contours et leurs enveloppes convexes.</i>	61
6.5	<i>Deux formes distinctes et de même circularité.</i>	62
6.6	<i>Rectangle circonscrit d'aire minimale.</i>	63
6.7	<i>Symétrie.</i>	64
6.8	<i>Exemples de calcul de l'indice de la circularité.</i>	66
6.9	<i>Exemples de calcul de l'indice de la convexité.</i>	66

6.10	<i>Exemples de calcul de l'indice de la rectangularité.</i>	67
6.11	<i>Exemples de calcul de l'indice de l'allongement.</i>	67
6.12	<i>Exemples de calcul de l'indice de la symétrie.</i>	69

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte et objectifs

Le domaine du traitement de l'image est un domaine encore en expansion et qui pénètre tous les secteurs d'activités, tant les environnements industriels et professionnels que le monde des applications dédiées au grand public. Malgré les progrès significatifs réalisés ces dernières années, le traitement d'images reste encore aujourd'hui un sujet d'intérêt et les solutions mises de l'avant ne permettent pas toujours de résoudre de manière satisfaisante les nombreux problèmes rencontrés [14]. Le traitement et l'analyse d'images par ordinateur occupent par ailleurs une place importante dans les applications de la biologie. À titre d'exemple, des milliers d'espèces de diatomées (algues) sont découvertes chaque année dans le monde et utilisées pour des raisons médicales [2, 47, 45], ou environnementales [51]. L'objet de notre étude portera sur la classification des diatomées.

Les diatomées sont des algues unicellulaires constituées d'un squelette siliceux composé de deux valves caractérisées par la présence d'ornementations. Il est possible d'apprécier l'incidence des perturbations sur un écosystème aqua-

tique à partir de l'étude des populations de diatomées qui nous renseignent, par leur présence ou leur absence et leur abondance, sur la qualité de l'eau. La classification des diatomées est basée sur la structure et la morphologie de la valve. Cette classification s'avère très difficile en raison du grand nombre d'espèces et des variations morphologiques. Pour ces raisons, le traitement automatique par l'analyse d'images peut contribuer à celle-ci. Dans de récents travaux, le contour [16, 33], la taille, la forme, l'ornementation et la symétrie de la valve [26] ont été parmi les caractères morphologiques utilisés pour la classification et l'identification automatiques des diatomées.

Notre travail consiste à développer une méthode automatique d'analyse de formes et de classification des diatomées par le traitement d'images numérisées. Le problème fondamental est de déterminer dans quelle mesure deux diatomées sont similaires indépendamment de leur position dans l'image. Ce qui permettrait de reconnaître les diatomées à partir d'images stockées dans une base de données et de conclure à quelles classes elles appartiennent.

1.2 Organisation du mémoire

Ce mémoire est composé de 8 chapitres. Au chapitre 8 nous présentons les principaux résultats, les extensions et les suites possibles à donner à ce travail.

Le chapitre 2 porte sur les aspects biologiques du problème, soit la description des diatomées, leur écologie, leur structure interne et leurs utilisations

à des fins environnementales [50].

Au chapitre 3 nous survèlerons l'état de l'art des méthodes de classification les plus classiques dans le domaine. La classification est un processus qui permet d'organiser un ensemble de données en classes cohérentes ou homogènes. Elle s'applique, a priori, à n'importe quel type de données (images, séquences vidéo, textes) [46].

La classification se déroule, dans la plupart des cas, en trois étapes, à savoir le prétraitement des images, l'extraction des caractéristiques et la classification, et à l'aide de quelques paramètres; sert l'établissement d'une mesure de ressemblance, l'identification d'une structure classification et le choix des algorithmes. Il existe plusieurs catégories d'algorithmes de classification à savoir les méthodes de classification hiérarchique [12], les méthodes probabilistes [46], etc. L'étude de ces approches nous a permis de choisir le type de méthode à utiliser dans le cadre de notre problématique.

Avant de décrire notre approche, nous nous intéresserons au chapitre 4 à la méthodologie de saisie des images des diatomées, de la qualité de ces images et les techniques utilisées pour les améliorer. Le but de cette étape est de réduire le bruit sur le contour des images lequel est dû à l'extraction et au nettoyage manuel des diatomées, cela afin d'en faciliter les traitements ultérieurs. Pour atteindre cet objectif, nous présenterons les différentes méthodes testées et nous exposerons en détail celles que nous avons implémentées.

Au chapitre 5, nous présenterons une technique de représentation du contour (codage de Freeman) et une représentation du contour par les angles normaux associés aux déplacements de Freeman. À partir de cette description nous générerons une fonction périodique pour laquelle on peut calculer la transformée de Fourier. L'ensemble des descripteurs de Fourier constituera un sous ensemble des paramètres pour la classification.

Dans le chapitre 6 nous présenterons les différents descripteurs de formes utilisés, soit les descripteurs de Fourier et des indices de formes. Le chapitre 7 sera consacré à la présentation des résultats.

Le dernier chapitre fera office de conclusion. Nous présenterons un bref aperçu des travaux à réaliser pour améliorer, si cela est possible, ou compléter les travaux entrepris à ce jour sur la classification automatique des diatomées.

Chapitre 2

Diatomées: aspects biologiques

2.1 Description des diatomées

Les diatomées, aussi appelées *bacillariophycées*, sont des algues microscopiques qui donnent une couleur brunâtre aux supports qu'elles colonisent [1, 22, 36, 45, 51, 59].

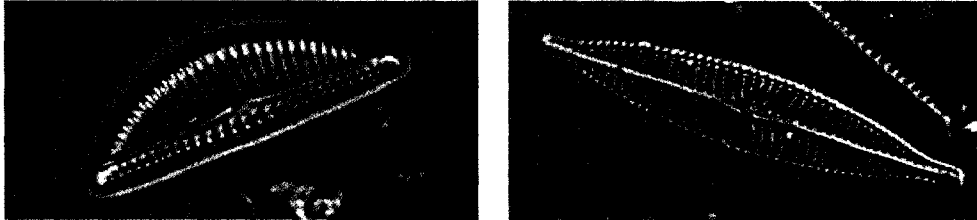


Figure 2.1: *Exemples de diatomées.*

Elles sont constituées d'une cellule unique vivant seule ou en chaîne et apparaissant en grand nombre partout où il existe de l'eau de mer ou de l'eau douce [37]. Les diatomées sont de très mauvais fossiles stratigraphiques [37] puisque leur aspect a peu varié au fil des époques. Par contre, les formes des diatomées sont variées, celles-ci servant par ailleurs à leur classification. Elles peuvent être centriques (rondes à symétrie centrale) ou pennées (longues à

symétrie bilatérales) [30, 59].

2.2 Structure des diatomées

Les diatomées, comme toutes les algues unicellulaires, sont constituées d'une seule cellule (*frustule*), mais elles se distinguent des autres algues par une enveloppe de cellulose imprégnée de silice pure et formée de deux valves, s'emboîtant à frottement comme une boîte et son couvercle, au moyen de deux anneaux qui forment les bords que l'on appelle *les zones*. Cette enveloppe silicifiée est sécrétée par la membrane cellulaire de l'utricule primordiale [9, 45]. Après leur formation, les valves ne sont pas susceptibles d'accroissement, mais elles peuvent avoir des formes variées [17, 50](circulaires, elliptiques, ovoïdes, carrées, triangulaires, linéaires ou navicules).

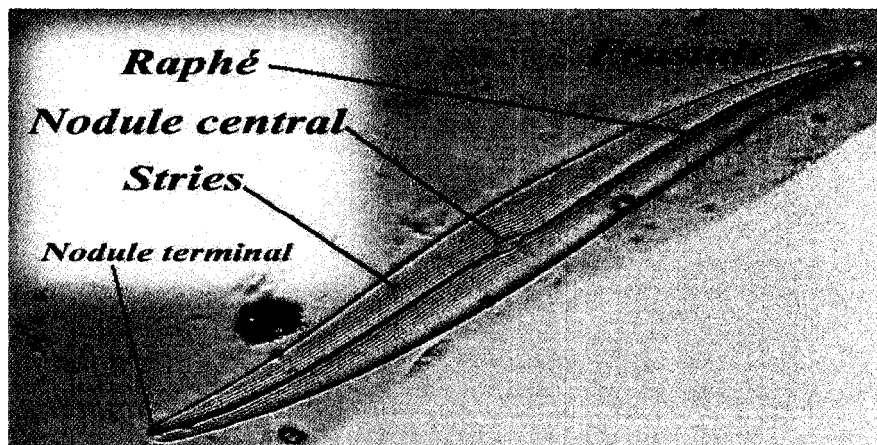


Figure 2.2: *Structure des diatomées.*

Pour certaines espèces la surface des valves est traversée dans la longueur par une ligne médiane, droite ou sigmoïde, appelée *raphé*. Le raphé est généralement accompagné d'un nodule central et de deux nodules terminaux [17].

Le nodule central et les nodules terminaux ainsi que la ligne médiane peuvent manquer mais rarement, sur l'une des valves. Les bords des valves sont quelquefois munis d'ailes ou d'une carène ponctuée.

2.3 Facteurs déterminants la structure des diatomées

Selon GRENIER *et al.* [32] et STEVENSON [67], la structure des diatomées peut être influencée par des facteurs tels que la chimie de l'eau, la vitesse de courant, les caractéristiques du tronçon de rivières, où elles se développent, le climat, la géologie ou encore l'utilisation des sols avoisinants les cours d'eau.

2.4 Écologie des diatomées

Les diatomées se développent dans un environnement recevant un minimum de lumière [22]. On les retrouve principalement dans les milieux humides tels les eaux douces, saumâtres et marines. Elles peuvent aussi pour-

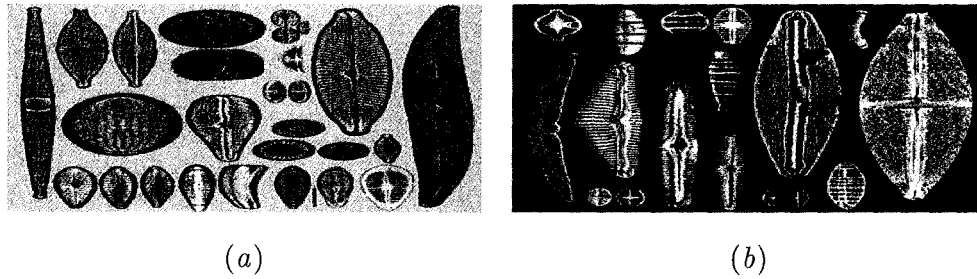


Figure 2.3: *Diatomées: (a) espèces de diatomées en eau polluée, (b) et en eau non polluée.*

suivre leurs cycles de vie dans le sol et en milieu aérien [50]. Les diatomées sont considérées comme des organismes d'eau froide malgré qu'elles tolèrent d'importantes variations thermiques [65].

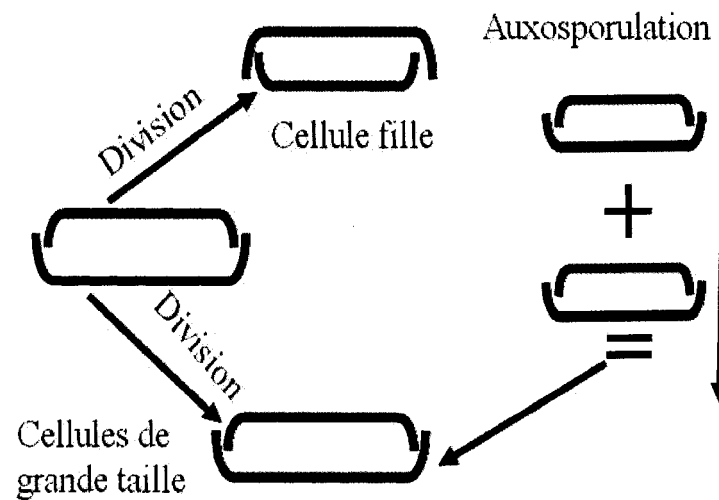


Figure 2.4: *Processus de reproduction des diatomées.*

La reproduction des diatomées a lieu le plus souvent par multiplication végétative [45]. Après division du noyau, chaque valve reconstitue une cellule complète sur laquelle une nouvelle valve est formée. Mais la nouvelle valve est toujours la valve interne, ce qui fait que la valve interne de la diatomée originelle donne une cellule plus petite. Après quelques générations, un mode de reproduction sexué particulier (*auxosporulation*) [22] permet à deux cellules de petite taille de redonner naissance à une nouvelle diatomée de taille plus grande [22, 45].

2.5 Applications scientifiques des diatomées

Les diatomées constituent de bons bio-indicateurs car elles peuplent les cours d'eau tout au long de l'année et leurs réactions aux changements dans leur environnement sont bien connues [22, 45]. Le nombre et la distribution des espèces présentes dans un cours d'eau dépend surtout de la qualité de l'eau: les facteurs éco-morphologiques sont beaucoup moins importants que dans le cas des invertébrés aquatiques [32]. Les diatomées sont aussi d'excellents marqueurs en médecine légale [50]. En effet, les diatomées entraînées par l'eau à l'intérieur de l'organisme, gagnent le système sanguin et les poumons [47]. L'étude de la présence de ces algues dans ces différents tissus permet d'affiner le diagnostic et elle permet également de montrer s'il y a eu déplacement du corps pendant son séjour dans l'eau.

2.5.1 Indices diatomiques

Les indices diatomiques [2, 29] , basés sur des données quantitatives, traduisent des modifications structurelles des communautés, telle une augmentation progressive d'espèces tolérantes en cas de pollution. Ils permettent d'évaluer l'état des écosystèmes aquatiques à partir de la structure des communautés de diatomées en se basant sur un ou plusieurs gradients environnementaux [2, 32].

2.5.2 Utilisation des diatomées au Canada

Au Canada, l'étude des relations entre les diatomées et les conditions environnementales furent, à ce jour, particulièrement restreinte aux études paléolimnologiques [32]. Selon Grenier *et al.* [32], des études témoignent, en outre, de l'utilisation des diatomées dans la reconstruction du carbone organique dissous, du pH et de l'eutrophisation de certains fleuves, rivières et lacs au Canada.

Chapitre 3

Méthodes de classification: un survol

La classification est l'organisation d'un ensemble de données en classes homogènes. Elle a pour but de simplifier la représentation des données initiales, et de regrouper les individus en un nombre restreint de classes LOPEZ [46].

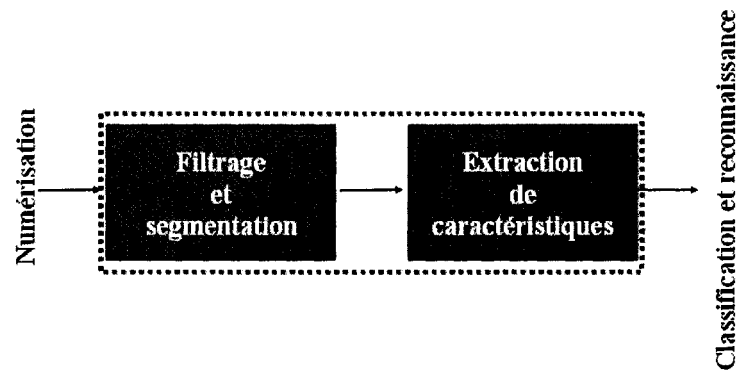


Figure 3.1: *Schéma classique de traitement d'une image.*

La classification automatique, appelée également classification non-supervisée (clustering), recouvre l'ensemble des méthodes permettant la construction automatique de classes [46]. Les méthodes de classification ont comme objectif de former des classes cohérentes (ou homogènes) et distinctes [31]. Une classe est cohérente si les individus appartenant à une même classe partagent de nombreuses caractéristiques communes ou se ressemblent fortement. Deux classes sont distinctes si elles ne partagent pas les mêmes caractéristiques ou

si elles sont différentes en regard d'une mesure établie selon certains critères. Dans ce chapitre nous présentons différentes méthodes de classification connues et qui font référence à l'existence de groupes ou de classes de données. Nous soulignerons certains de leurs avantages et de leurs inconvénients.

3.1 Méthode des K-moyennes

L'algorithme k-moyennes, appelé algorithme des centres mobiles, a été proposé par MACQUEEN [48] et repose sur la méthode de FORGY [27]. L'algorithme de base est décrit comme suit: on se donne k centres arbitraires c_1, c_2, \dots, c_k où chaque c_i représente le centre de la classe C_i et k représente le nombre de classes. Chaque classe C_i est représentée par un ensemble d'individus plus proches de c_i que de tout autre centre. Après cette initialisation, on effectue un deuxième classement en regroupant les individus les plus proches, au sens de la distance utilisée (euclidienne, Manhattan,...), de valeurs m_j , ces valeurs étant les centres de gravité de la classe C_i , calculés en utilisant les nouvelles classes obtenues. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'aucun individu ne change de classe.

Un inconvénient à cette méthode est que le nombre de classes est un paramètre de l'algorithme. Par ailleurs, l'algorithme k-moyennes est très populaire du fait qu'il est très facile à comprendre et à mettre en œuvre.

3.2 La classification hiérarchique

La classification hiérarchique consiste à effectuer des regroupements en associant à chaque étape les individus ou les classes d'individus les plus proches entre eux au sens de la distance utilisée (euclidienne, Manhattan,...) en construisant un dendrogramme (arbre hiérarchique indicé) [8]. Cette approche utilise une distance qui permet d'attribuer un individu à la classe la plus proche.

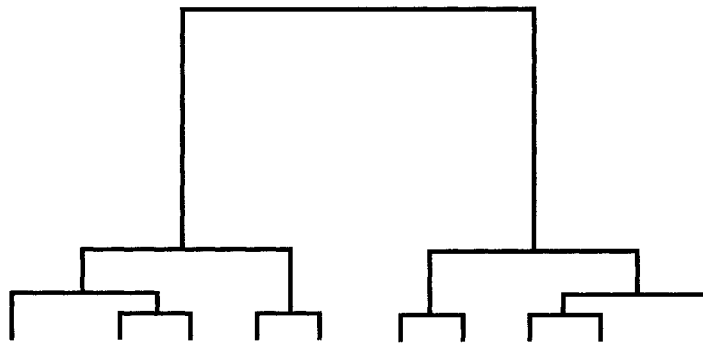


Figure 3.2: *Exemple d'un dendrogramme.*

Il existe deux approches pour construire un dendrogramme:

- La classification agglomérative (ou ascendante): on considère initialement chaque individu comme une classe (singleton). S'il y a N individus, on considère donc initialement une partition triviale de N classes. On regroupe les deux individus les plus proches en une seule classe

en calculant la distance entre eux; on obtient une nouvelle partition composée de $N - 1$ classes. A chaque étape, jusqu'à l'obtention d'une racine (classe qui regroupe toutes les classes), on regroupe en une classe C_r deux classes C_i et C_j ayant une distance minimale entre elles [18]. Cette distance correspond à la plus petite distance entre un individu appartenant à la classe C_i et un individu appartenant à la classe C_j .

- La classification divisive (ou descendante): à partir d'une classe racine (regroupant tous les individus), une classe sera subdivisée à chaque étape jusqu'à l'obtention d'un ensemble de classes singletons. A chaque étape, il est nécessaire de choisir la classe qui sera subdivisée. Cette approche est peu utilisée.

La principale difficulté de cette méthode est la définition du critère de regroupement de deux classes, c'est-à-dire le choix d'une distance entre les classes. Pour pallier à cet inconvénient, plusieurs travaux ont été réalisés par WARD [34] et VORHESS [70].

3.3 Méthode des k plus proches voisins

Le classifieur des k plus proches voisins est l'un des outils de classification les plus simples. C'est un algorithme de reconnaissance des formes qui a démontré son efficacité, principalement dans le cas de traitement de données textuelles [74]. Le classement d'un nouvel individu s'effectue en calculant la distance euclidienne entre la représentation vectorielle de l'individu à classer

et celles des représentants des classes; les individus les plus proches sont sélectionnés et l'individu est assigné à la classe majoritaire. L'avantage de ce classifieur est qu'il ne nécessite pas de phase d'apprentissage. La base d'apprentissage doit être fournie à chaque nouvel échantillon pour calculer les distances entre ses éléments et un nouvel individu. De plus, il est très simple à mettre en oeuvre. D'autre part, le mode de décision (d'affectation) est relativement long puisque l'algorithme nécessite le calcul de toutes les distances entre chaque individu de la base et les individus, en plus de la recherche des k plus proches voisins pour chaque individu. De plus, le choix du paramètre k n'est pas évident et il est souvent nécessaire de le faire varier pour obtenir les meilleurs résultats possibles.

3.4 Classification bayésienne

L'approche bayésienne a pour but de minimiser la probabilité d'erreur de classification, elle consiste à calculer les probabilités a posteriori d'appartenance aux classes et à affecter l'individu au groupe le plus probable [7]. En utilisant la formule de Bayes, la probabilité qu'un individu représenté par un vecteur caractéristique $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ appartienne à une classe C_i parmi n classes $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ est;

$$P(C_i/x) = \frac{P(x/C_i) P(C_i)}{\sum_{j=1}^n P(x/C_j) P(C_j)}, \quad (3.1)$$

où $P(C_i/x)$ est la probabilité a posteriori que l'individu représenté par le vecteur x appartienne à la classe C_i , $P(x/C_i)$ est la probabilité d'appartenance

de x si la classe est C_i et $P(C_i)$ est la probabilité a priori que l'individu appartienne à la classe C_i .

Pour construire un classifieur, on construit une règle de décision [41]. La règle de décision de Bayes conduit au classifieur optimal et s'exprime de la manière suivante;

$$x \in C_i \text{ tel que } \max_{1 \leq j \leq n} (P(C_j/x)). \quad (3.2)$$

Le choix final de la classe à laquelle appartient un individu s'effectue en comparant les probabilités a posteriori d'appartenance à toutes les classes et en choisissant la plus grande. En remarquant que le dénominateur de la formule (3.1) est le même pour toutes les probabilités conditionnelles quelle que soit la classe, la règle de Bayes peut se formuler de la manière suivante;

$$x \in C_i \text{ tel que } \max_{1 \leq j \leq n} (P(x/C_j) P(C_j)). \quad (3.3)$$

3.5 Analyse discriminante

L'analyse discriminante fait partie de la famille des méthodes indirectes de classification dites paramétriques [35]. Le but est de prédire, à l'aide de règles de décision, l'appartenance d'un individu x , décrit par p variables, à une classe parmi n classes définies a priori [7, 41]. On trouve différents types de discrimination:

- L'analyse discriminante linéaire(LDA) qui consiste à séparer les classes par des frontières linéaires afin de regrouper les points à classer autour

du centre de gravité de la classe (la moyenne de la classe) et ainsi créer des frontières linéaires entre les classes;

- L'analyse discriminante quadratique (QDA), similaire à la méthode LDA, qui au lieu de séparer les classes par des hyperplans, les sépare par des surfaces qui sont généralement des ellipsoïdes.

À la figure 3.3 (à gauche), ni la variable x_1 ni la variable x_2 ne peuvent, prises séparément, séparer efficacement les deux classes C_1 et C_2 . La raison est que sur chacune de ces deux variables, les projections des deux classes se chevauchent significativement. Par ailleurs, dans l'illustration de droite, l'axe oblique d'équation $y = x_1 + x_2$ est un axe discriminant parfait, car les projections des classes sur cet axe permettent une discrimination des deux classes.

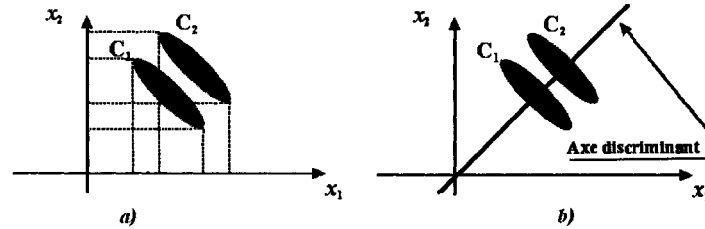


Figure 3.3: *Analyse discriminante.*

3.6 Machines à Vecteurs de Support (MVS)

L'algorithme MVS [69] est un des algorithmes les plus performants en classification d'images [39]. Par ailleurs, cette méthode de classification est binaire, autrement dit, elle ne s'applique qu'aux problèmes à deux classes. L'idée principale de cette méthode est de trouver un hyperplan qui sépare au mieux les données et dont la séparation (ou la marge: distance séparant la frontière du plus proche individu) est aussi grande que possible. La recherche d'un hyperplan de séparation est équivalent à un problème d'optimisation du fait qu'il existe une multitude d'hyperplans valides, pour lesquels des vecteurs supports (les individus les plus proches de l'hyperplan) sont sélectionnés. L'hyperplan calculé permet ainsi de séparer l'espace en deux zones. Pour classer un nouvel individu, on calcule dans quelle région de l'espace il se situe et on lui attribue la classe correspondante.

3.7 Les arbres de décision

Les arbres de décision sont une des techniques les plus populaires en classification supervisée. Cette méthode est très facile à mettre en œuvre, de plus, on peut facilement interpréter les règles de décision issues de l'apprentissage. Il existe plusieurs versions d'arbres de décision dont les plus connues sont ID3 et C4.5 développés par QUINLAN [54, 55]. Un arbre de décision est une structure simple récursive permettant d'exprimer un processus de classification séquentiel au cours duquel une correspondance est établie entre un

objet décrit par un ensemble de caractéristiques (attributs), et un ensemble de classes disjointes. Chaque feuille (élément de l'arbre ne possédant aucun fils) dénote une classe et chaque nœud (élément de l'arbre possédant un ou plusieurs fils) correspond à un test portant sur un ou plusieurs attributs, produisant un sous-arbre de décision pour chaque résultat possible du test.

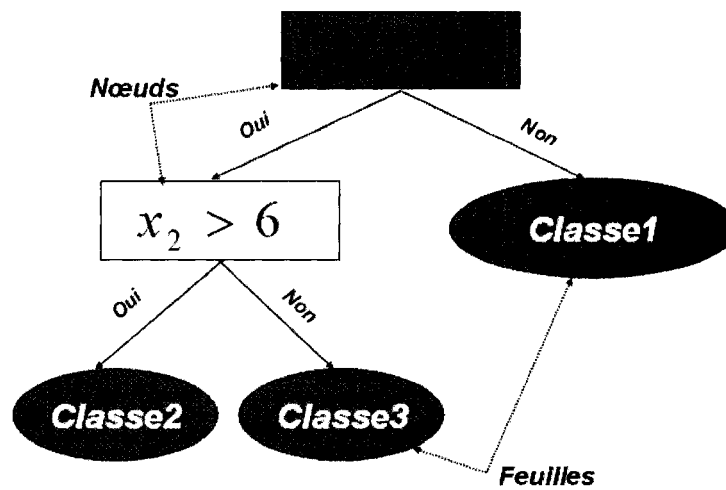


Figure 3.4: *Exemple d'un arbre de décision.*

Pour classer un nouvel individu, représenté par un vecteur de caractéristiques $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, il suffit de le soumettre à la racine de l'arbre et de le laisser parcourir les branches au fil des résultats des tests, généralement booléens (Oui, Non), sur les valeurs des x_i jusqu' à atteindre une feuille (classe).

De nombreuses approches de classification automatique ont été présentées

dans ce chapitre, telles que les arbres de décision, les k plus proches voisins et la classification bayésienne, etc. Notre choix a porté sur cette dernière méthode du fait de sa simplicité et de la non-utilisation de distances pour affecter un individu à une classe comme c'était le cas pour les arbres de décision et la classification hiérarchique, ni de l'utilisation des paramètres qu'il faut ajuster pour atteindre les résultats souhaités. En plus, elle est rapide, facile à mettre en oeuvre et elle a démontré sa capacité et sa performance dans plusieurs problèmes de classification [5, 10, 11, 13, 58].

Chapitre 4

Pré-traitement des images de diatomées

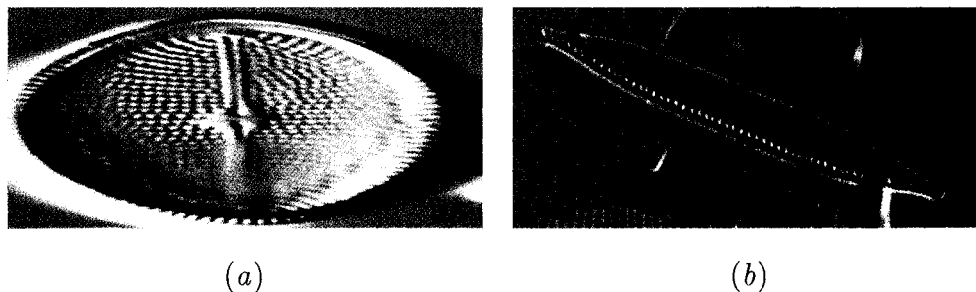
On regroupe sous le terme de pré-traitement les opérations qui sont appliquées aux images afin de s'assurer d'une bonne qualité de celle-ci. Ces opérations visent principalement des corrections du contraste et la suppression du bruit. Dans ce chapitre nous présentons de façon détaillée les différentes étapes de pré-traitement utilisées avant de calculer le contour 8-connecté anti-horaire de nos images de diatomées, le calcul des angles normaux, les descripteurs de Fourier et les paramètres de formes qui seront utilisés lors de la classification. Chacun de ces algorithmes de pré-traitement fera l'objet d'une section de ce chapitre. Les étapes successives de pré-traitement appliquées à une image originale sont les suivantes:

- Isolement d'une diatomée de son fond;
- Rotation d'une image de diatomée autour de son axe principal;
- Lissage de l'image : morphologie mathématique, lissage médian, etc.;
- Approximation polygonale du contour.

4.1 Saisie des images

Le prélèvement des diatomées fut réalisé à proximité des stations du réseau du *Réseau-rivières du ministère du Développement durable, de l'Environnement et des Parcs du Québec*, par l'équipe du professeur S. Campeau (section géographie, Université du Québec à Trois-Rivières). Un total de 126 stations furent sélectionnées pour les campagnes d'échantillonnage. Les stations sélectionnées sont distribuées entre l'amont des bassins versants, dans les écorégions du Bouclier canadien et des Appalaches, et l'aval des bassins, dans les Basses-Terres du Saint-Laurent. Les stations sont situées dans trois écorégions réparties sur 32 rivières. Les campagnes d'échantillonnage eurent lieu au printemps et à l'automne 2002 et au printemps et à l'automne 2003.

Étant donné la taille de ces algues (de 5 μm à 5 mm), l'identification et le comptage des valves de diatomées furent réalisés à un grossissement de $1000\times$ (ou plus). Un microscope muni d'un système de contraste interférentiel différentiel (DIC) fut utilisé, ce qui facilita l'identification des structures de diatomées. Comme nous le constaterons, les images de diatomées sont inévitablement bruitées. On entend par bruit, tout ce qui n'est pas inhérent à la représentation de la structure et de la forme, tel que le bruit dû à la phase de prélèvement des échantillons (Figure 4.1b) et à la phase d'acquisition (l'interaction de la lumière) (Figure 4.1a).

Figure 4.1: *Diatomées bruitées.*

4.2 Isolement des diatomées

L'isolement des diatomées du fond des images est la première étape, après la saisie des images, dans le processus de la reconnaissance des diatomées. Tel qu'illustré à la figure ci-dessous, les diatomées peuvent être connectées les unes aux autres, ce qui rend l'extraction d'une diatomée difficile, d'où la nécessité d'utiliser des algorithmes adéquats pour isoler les diatomées et leur contours.

Figure 4.2: *Diatomées avec un fond bruité.*

Au cours de ces dernières années, il y a un effort remarquable pour développer un système basé sur le traitement des images et la reconnaissance des formes

dont le but est d'extraire et classifier les diatomées. Plusieurs techniques ont été utilisées pour l'analyse des diatomées tel que les moments de Legendre [68], les descripteurs de Fourier [49] et la prétopologie mathématique [24].

Dans ses récents travaux, le groupe ADIAC [1, 22] a proposé une méthode pour extraire les contours des diatomées du fond des images. L'idée consiste à trouver le contour à l'aide d'opérateurs classiques tels que le filtre de Canny. Par la suite, ce contour est approché par une conique (régression) d'équation;

$$\alpha x^2 + \beta y^2 + \gamma xy + \delta x + \lambda y + \mu = 0.$$

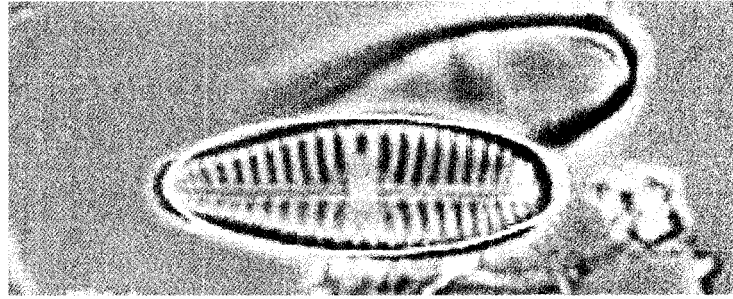


Figure 4.3: *Contour approché par une conique (tiré de [22]).*

L'inconvénient de cette approche réside dans le fait qu'on trouve plusieurs espèces de diatomées qui n'ont pas une forme circulaire ou elliptique. La figure 4.4 illustre une mauvaise approximation d'un contour par un tel modèle géométrique restrictif.

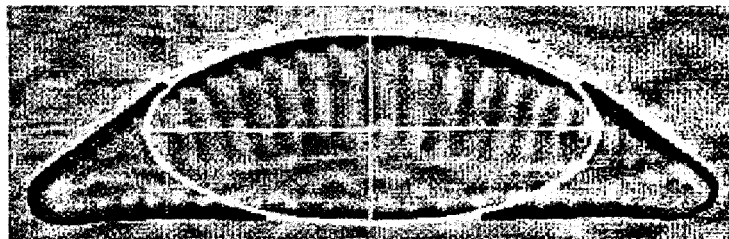


Figure 4.4: *Mauvaise approximation du contour (tiré de [22]).*

Guo et *al.* [33] ont construit manuellement une base de données d'images de diatomées à partir d'images numérisées d'échantillons prélevés dans les rivières de la province du Québec dans le cadre du projet du ministère de l'environnement du Québec cité précédemment.

Les traitements appliqués aux images, en format (BMP), consistent à isoler les diatomées du fond (bruité) des images, à l'aide d'une simple efface électronique dans le but de se concentrer, dans une première étape, sur la classification et non sur l'extraction des images.

Le nettoyage manuel fait apparaître des successions de pixels alignés sur de courtes distances suivis de changements brusques de directions. De plus, les valeurs prises par les angles normaux le long du contour forment un ensemble de cardinalité finie inclus dans l'intervalle $[0, 2\pi]$ étant donné la nature discrète des images. Nous avons pris comme angle normal le plus petit angle entre la normale en un pixel et l'axe horizontal (voir chapitre 5). L'écart entre deux angles successifs est supérieur à $\arctan(0.5)$. Conséquemment, la courbe de variations des angles est impropre au lissage si le contour est bruité. Afin

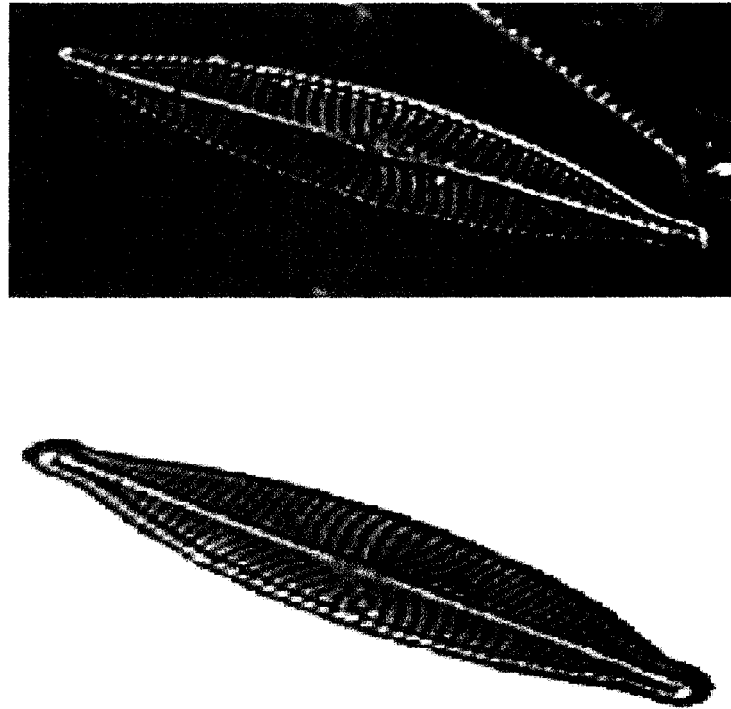


Figure 4.5: *Diatomée isolée manuellement.*

de pallier à cette difficulté, une série de traitements a été appliquée sur les images avant de passer à la phase d'extraction des paramètres géométriques. Une première opération est la normalisation des images par rapport à l'axe principal de chaque diatomée. le plus grand axe est détecté et une rotation permet d'orienter Nord-Sud chaque image selon cet axe principal.

4.3 Rotation d'une diatomée

Dans le contexte de la reconnaissance d'objets, il est indispensable de considérer le fait que la mise en correspondance entre un modèle et un specimen (échantillon) ne peut se faire sans effectuer certaines transformations, dans le présent cas, une rotation selon un axe, ou angle, déterminé en fonction de la problématique.

Dans un plan, une rotation vectorielle est définie par un angle θ par rapport à un axe polaire originant d'un point $O(0,0)$ de référence. La matrice d'une telle rotation appliquée à un point t pour la "transformer" en un autre point est donnée par;

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}.$$

Autrement dit, un vecteur V , ou point, de composantes (x, y) aura comme image le vecteur V' de composantes (x', y') donné par;

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix},$$

ou encore

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta - y \sin \theta, \\ y' = x \sin \theta + y \cos \theta. \end{cases} \quad (4.1)$$

Nous appliquerons une telle transformation aux points (pixels) d'une diatomée. L'angle de rotation sera défini à partir de l'axe principal de celle-ci. On définit l'axe principal [33] d'une diatomée (figure. 4.5) comme étant la droite qui passe par les points O et O' du contour et vérifiant;

$$OO' = \max_{\substack{1 \leq i \leq L \\ 1 \leq j \leq L}} (d(C_i, C_j)),$$

où C_i et C_j sont deux points quelconques du contour de la diatomée et où L est le nombre de pixels du contour (chaîne de pixels 8-connexes).

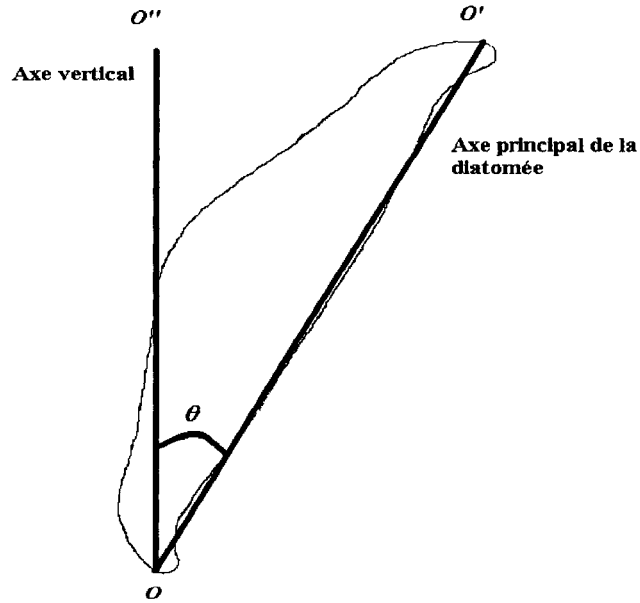


Figure 4.6: *Axe principal d'un contour.*

L'angle de rotation d'une diatomée [33] est l'angle orienté formé par l'axe de la diatomée et l'axe vertical passant par le point O pour lequel OO' est l'axe principal. Cet angle est:

$$\theta = \arctan\left(\frac{|O'O''|}{|OO''|}\right). \quad (4.2)$$

L'équation (4.1) peut aussi s'écrire sous la forme;

$$\begin{cases} x' = (x - x_0) \cos \theta - (y - y_0) \sin \theta + x_0, \\ y' = (x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta + y_0, \end{cases} \quad (4.3)$$

où (x_0, y_0) sont les coordonnées du centre par rapport auquel est effectuée la rotation d'angle θ .

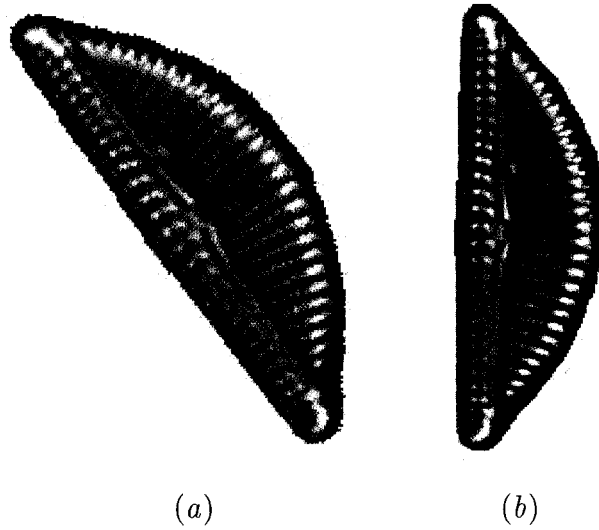


Figure 4.7: *Rotation: (a) avant la rotation, (b) après la rotation.*

4.4 Lissage

Dès que l'orientation des diatomées a été "normalisée", il est nécessaire de lisser le contour obtenu après rotation afin d'obtenir des contours moins bruités.

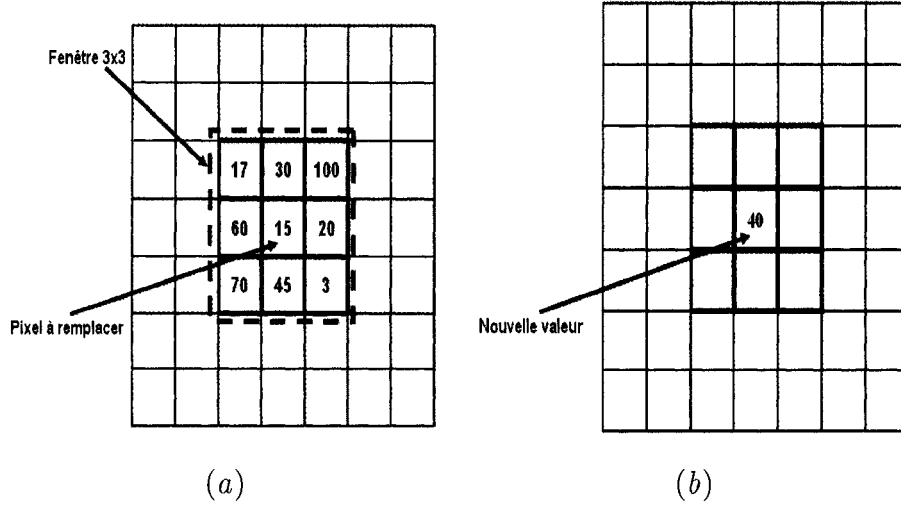
Le lissage d'une image consiste à éliminer le bruit pour faciliter les traitements ultérieurs. En général, nous effectuons une convolution de la fonction d'intensité $I(x, y)$ des niveaux de gris avec une fonction $f(x, y)$ que l'on appelle la réponse impulsionnelle du filtre. Cette convolution consiste à remplacer chaque niveau de gris $I(x, y)$ par une combinaison linéaire particulière des niveaux de gris des points voisins dont les coefficients de la combinaison sont donnés par la fonction $f(x, y)$:

$$I'(x, y) = f(x, y) * I(x, y),$$

où $I'(x, y)$ représente le résultat de la convolution entre $I(x, y)$ et $f(x, y)$ pour le pixel de coordonnées (x, y) . Dans ce qui suit, nous présenterons quelques fonctions de lissage usuelles.

4.4.1 Le filtre moyen

Le filtre moyen consiste à affecter au pixel central d'une fenêtre, la valeur moyenne de tous les pixels qui l'entourent.

Figure 4.8: *Filtre moyen avec $N = 3$ et $M = 3$.*

Autrement dit, si $I(i, j)$ est le niveau de gris du pixel de coordonnées (i, j) , et si la taille de la fenêtre est $N \times M$, N et M sont des nombres impairs, la nouvelle valeur du pixel (x, y) sera;

$$I'(i, j) = \frac{1}{NM} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M I(k, l),$$

où $I(k, l)$ est le niveau de gris du pixel de coordonnées (k, l) .

Parmi les inconvénients de ce filtre on peut citer;

- un pixel isolé ayant un niveau de gris "anormal" dans son voisinage perturbera les valeurs moyennes des pixels de son voisinage;
- à la frontière des régions, le filtre va estomper le contour et le rendre flou, ce qui est gênant en visualisation mais éventuellement aussi pour un traitement ultérieur qui nécessiterait l'obtention de frontières nettes.

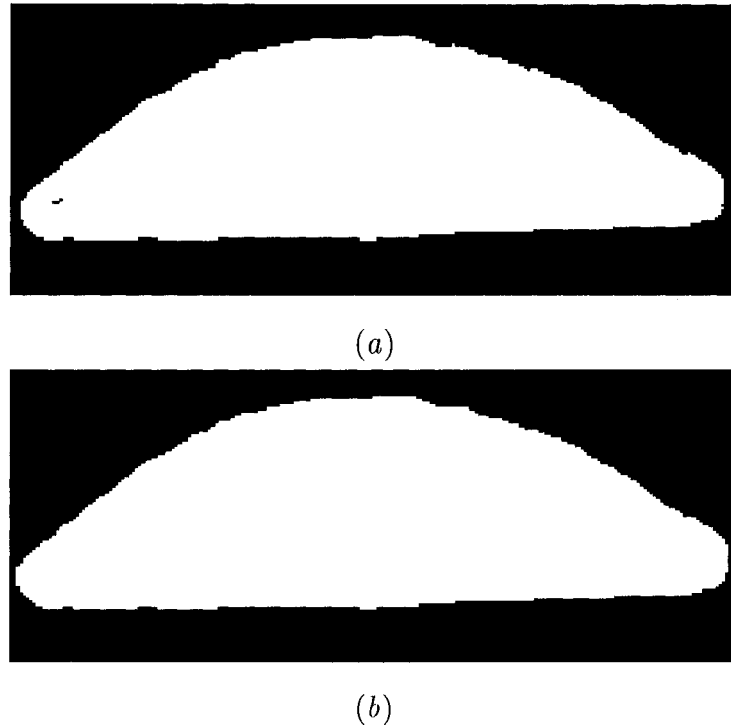


Figure 4.9: *Filtre moyen avec une fenêtre 3×3 .*

L'application de ce filtre sur des images de diatomées a donné des résultats peu satisfaisants et nous ne remarquons aucune amélioration des images (figure 4.9), ce qui nous a orienté vers le filtre médian.

4.4.2 Le filtre médian

L'application d'un filtre médian consiste à remplacer l'intensité de chaque pixel par la valeur médiane, en triant les intensités dans l'ordre croissant, des niveaux de gris des pixels situés à l'intérieur d'une fenêtre de dimensions

impaires ($N \times M$).

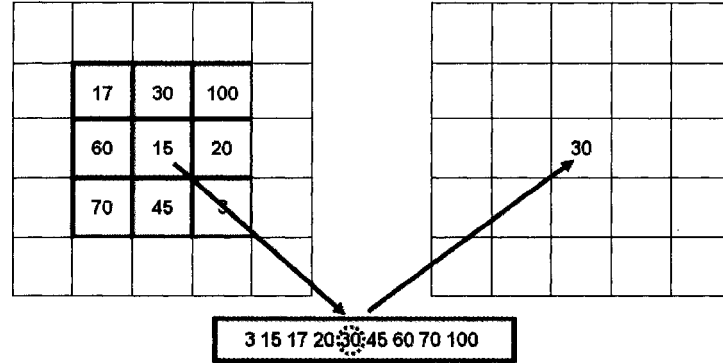


Figure 4.10: *Filtre médian.*

L'application d'un tel filtre doit être progressive, c'est-à-dire que plus on accroît la taille de la fenêtre, plus on enlève des détails dans l'image. Il faut alors effectuer un choix judicieux des dimensions qui vise un compromis entre une perte de la résolution et la suppression du bruit.

La figure 4.11 illustre l'application de ce filtre à une image de diatomée, mais les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants, ce qui nous a conduit à entrevoir l'utilisation d'autres approches de lissage, tel le lissage par la morphologie mathématique.

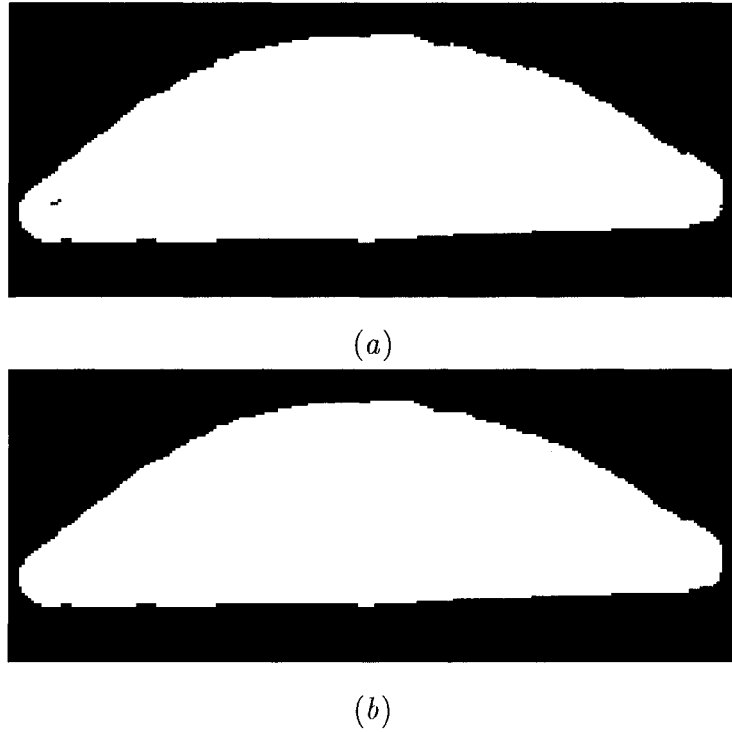


Figure 4.11: *Filtre médian avec $N = 3$ et $M = 3$.*

4.5 Morphologie mathématique

En morphologie mathématique il existe une panoplie de méthodes utilisées en traitement des images. Cette discipline a été initiée par les travaux originaux de l'équipe de Serra [46]. Le principe de base de la morphologie mathématique est de comparer une image à un ensemble de géométries, chaque géométrie est appelé *un élément structurant*. Cet élément est déplacé de telle façon que son origine passe par tous les pixels de l'image afin de mettre en évidence certaines caractéristiques de l'image. Nous ferons un bref rappel sur les concepts et les notions élémentaires de la morphologie

mathématique, notamment ceux qui sont en rapport avec notre travail.

L'élément structurant

Un élément structurant est un ensemble de pixels défini pour traiter spécifiquement une image (reconnaissance de formes, lissage, etc.). Les opérateurs fondamentaux de la morphologie mathématique (dilatation, érosion, ouverture, fermeture) nécessitent le choix d'un tel ensemble. Les éléments structurants de base correspondent à des ensembles de pixels 4-adjacents ou 8-adjacents organisés selon des structures géométriques appropriées, selon les objectifs visés, et ils sont centrés à l'origine. À titre d'exemple, le cercle peut être défini à l'aide de différentes représentations, tel qu'illustrées à la figure 4.12.

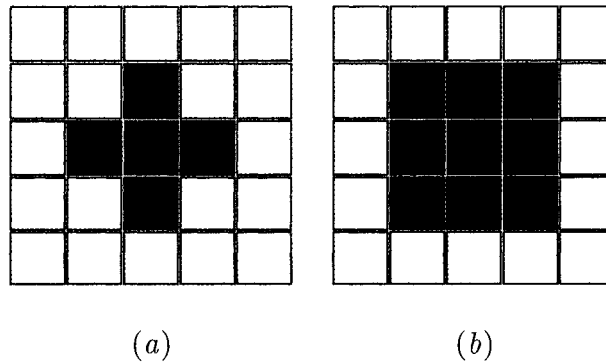
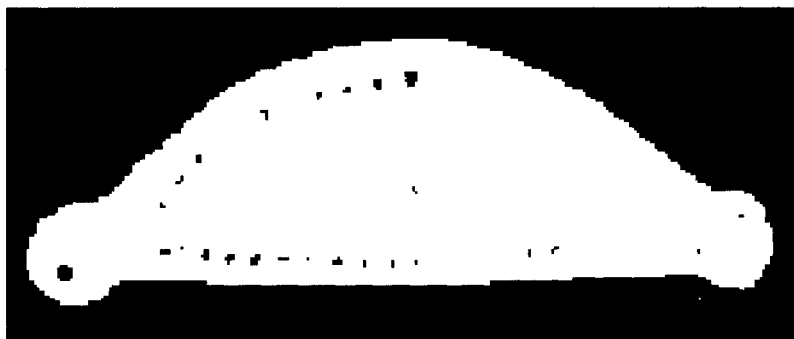


Figure 4.12: *Éléments structurants: (a) 4-voisinage, (b) 8-voisinage.*

L'érosion

L'érosion d'un objet X contenu dans une image à l'aide d'un élément structurant B est l'ensemble des pixels u tels que le translaté de B en u est inclus dans X [46]. Si on utilise un disque de rayon 5 comme élément structurant, on obtient le résultat illustré à la figure 4.10.



(a)



(b)

Figure 4.13: Érosion: (a) image initiale, (b) image érodée par un disque de rayon 5.

Une érosion dissocie les objets au niveau des étranglements fins et elle élimine les objets trop étroits ne contenant pas l'élément structurant (disque). Elle a un effet de rétrécissement des objets dont la dimension (taille) est celle de l'élément structurant (rayon du disque).

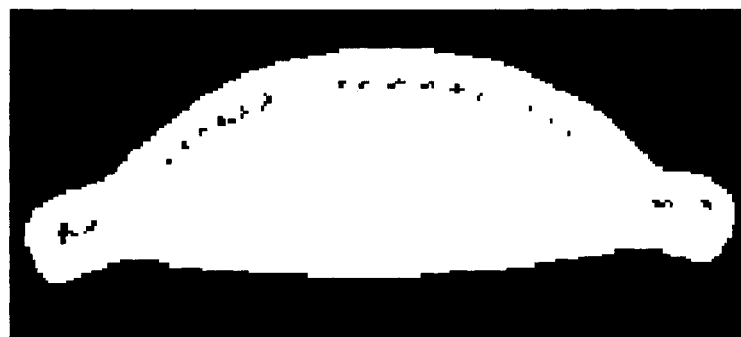
La dilatation

La dilatation d'un objet X contenu dans une image par un élément structurant B est un ensemble de pixels u tel que le translaté de B en u est inclus dans X . Le dilaté de X est le complémentaire de l'érodé du complémentaire de X [46].

La dilatation d'une image par un élément structurant, connecte les objets lorsqu'ils sont proches, comble les trous étroits présents dans l'objet et élargit les objets d'une taille de l'ordre de la taille de l'élément structurant (rayon du disque).

La fermeture

La fermeture est une opération qui consiste à éroder une image après une dilatation. La fermeture d'une image X à l'aide d'un élément structurant B est le complémentaire de la région délimitée par l'élément structurant lorsqu'elle est appliquée sur les pixels à l'extérieur d'une image [46].



(a)



(b)

Figure 4.14: *Dilatation: (a) image originale, (b) image dilatée par un disque de rayon 5.*

La fermeture permet de combler les régions correspondant à des parties concaves le long de la frontière, de relier les ensembles proches et de réduire le nombre de composantes connexes.



(a)



(b)

Figure 4.15: *Fermeture*: (a) image originale, (b) image fermée par un disque de rayon 5.

L'ouverture

Suite à une érosion, il n'y a, en général, aucune transformation inverse pour récupérer l'image de départ. L'ouverture morphologique dilate l'image érodée pour récupérer autant que possible l'image de départ. L'ouverture d'une image X par un élément structurant B est l'ensemble des points interceptés par l'élément structurant lorsqu'on déplace celui-ci à l'intérieur de l'objet [46].



(a)



(b)

Figure 4.16: *Ouverture par un disque de rayon 5.*

En général, l'ouverture supprime les pics externes et peut déconnecter une région en plusieurs composantes connexes ou éliminer de petites régions en éliminant des composantes connexes.

Influence de l'élément structurant

Étant donné que les opérateurs morphologiques sont conditionnés par le choix de l'élément structurant (taille, forme), lui-même conditionné par le type de structures à supprimer ou à combler, il est difficile de faire un choix d'élément structurant universel qui donne de bons résultats pour toutes les images. Des

test ont été effectués sur plusieurs images de classes différentes et les résultats obtenus sont peu satisfaisants, tel qu'illustré aux figures (4.10, 4.11, 4.12 et 4.13). On peut remarquer l'apparition de déformations non souhaitées.

4.6 Approximation polygonale

Comme nous venons de voir, les opérateurs classiques de lissage tels que le filtre médian, le filtre moyen et les opérateurs de la morphologie mathématiques (érosion, dilatation, fermeture et ouverture) ne sont pas satisfaisants pour lisser les contours de nos images. Pour cela, nous avons plutôt opté pour une approximation polygonale du contour.

4.6.1 Analyse de quelques approches classiques

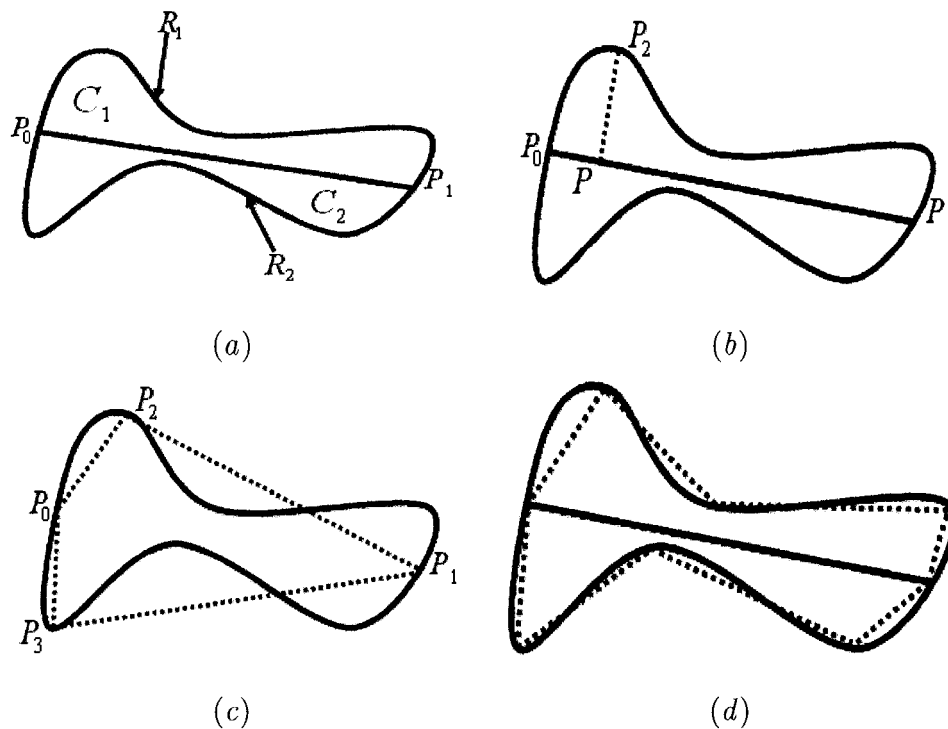
L'objectif d'une méthode d'approximation polygonale d'un contour est d'extraire une partition d'une chaîne de points, le contour, en segments successifs de façon à minimiser un critère d'erreur global ou à respecter localement une erreur d'approximation. L'intérêt est d'obtenir une description plus compacte et plus adaptée pour des traitements ultérieurs. De nombreuses méthodes ont été développées sur l'approximation polygonale d'un contour [19, 60, 75]. Dans certaines méthodes [56, 66, 71] on examine successivement les points du contour pour déterminer le plus long segment qui vérifie un seuil de tolérance prédéfini, et on répète le processus de recherche de tels segments approchant le contour.

Malgré le nombre important de méthodes d'approximation, il subsiste des problèmes majeurs de robustesse, de stabilité aux transformations géométriques et de complexité. De plus, les algorithmes reposent sur des seuils de tolérance d'erreurs qui sont définis manuellement sans aucune connaissance sur la valeur du seuil le plus pertinent. De plus ceux-ci peuvent être différents d'une chaîne de points à l'autre le long du contour. Notre choix s'est porté sur une méthode développée par HUANG et WANG [38]. Une méthode simple, facile à mettre en oeuvre et peu sensible, d'après les auteurs, au bruit. Les résultats que nous avons obtenus confirment ces affirmations.

4.6.2 Méthode implémentée

La méthode proposée par HUANG et WANG [38] consiste à trouver successivement des segments approximant le contour. On note $\lambda > 0$, un seuil d'approximation du contour. Soit P_0 et P_1 deux pixels du contour initial tel que le segment $[P_0P_1]$ la plus grande sécante de l'image (figure 4.17a). Cette sécante sépare l'image en deux régions R_1 et R_2 de contours C_1 et C_2 respectivement.

Dans chacune des régions ainsi obtenues, on cherche le point P_2 du contour le plus éloigné, par rapport à un critère de distance, du segment $[P_0P_1]$, c'est-à-dire tel que la longueur du segment $[P_2P]$, avec P la projection de P_2 sur le segment $[P_0P_1]$, est maximale (figure 4.17b). Si cette distance est inférieure à $\lambda > 0$. On retient le pixel P_2 comme sommet du poly-

Figure 4.17: *Processus de l'approximation polygonale.*

gone d'approximation. On réitère la méthode avec les nouveaux segments $[P_{i+1}P_{i+2}]$ et $[P_{i+2}P_i]$ jusqu'à ce que tous les sommets trouvés respectent le critère d'approximation, c'est à dire que la distance par rapport à la projection du point soit inférieure à λ . La figure ci-dessous illustre le résultat de cet algorithme appliqué à une image de diatomée.

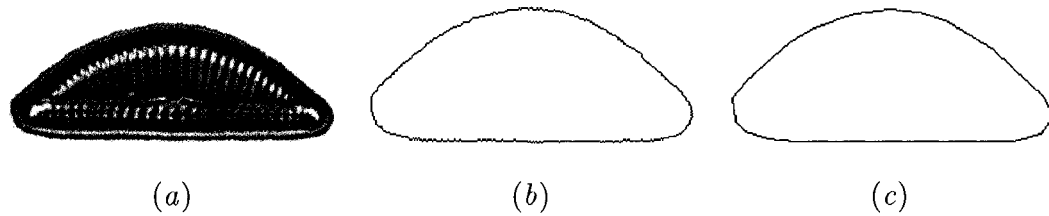


Figure 4.18: *Approximation polygonale: (a) Image originale, (b) et (c) contour avant et après l'approximation polygonale.*

Le contour polygonal ainsi que le contour original (contour trouvé par un balayage) ne sont pas nécessairement des contours de longueur minimale au sens de la 8-conectivité. Le chapitre suivant traitera de l'extraction du contour minimal 8-connecté à partir des images de diatomées binaires et reconstruites après avoir remplacé chaque contour par son contour polygonal.

Chapitre 5

Extraction du contour et des angles normaux

Un objet dans une image peut être défini par la région occupée par ce dernier. Nous considérerons le cas où un objet est caractérisé par son contour. Dans le domaine de l'imagerie, divers traitements tels que la segmentation, les transformations géométriques et en général, la reconnaissance des formes utilisent l'information "contour". Dans ce chapitre nous présentons une méthode pour caractériser les images des diatomées par un contour 8-connecté antihoraire. Tout en construisant ce contour, de longueur minimale, nous obtiendrons une suite d'indices de Freeman [28] associés aux déplacements successifs des pixels le long du contour. Ces indices nous permettront d'associer à chaque pixel, un angle normal au contour.

5.1 Extraction du contour

Le codage de Freeman [28] fait partie d'un ensemble de techniques de codage [15, 72] de courbes qui peuvent être représentées par leurs frontières. Pour la représentation d'une courbe, on peut, au lieu de considérer la liste des coordonnées des points de la courbe, exploiter les caractéristiques d'adjacence et indiquer la direction qui permet de passer d'un point à un autre [44]. En effet, soit une courbe discrète $\{P_i\}_{i=1\dots L}$ où P_i est adjacent à P_{i-1} et à

P_{i+1} , Freeman [28] a proposé de stocker le point P_0 (point de départ) et la direction qui permet de passer de P_i à P_{i+1} , en associant à chaque direction, un code α dont les valeurs admissibles dépendent de la connectivité. Dans le contexte de la 4-connectivité, les valeurs possibles sont $\{0, 2, 4, 6\}$, tandis qu'en 8-connectivité les valeurs possibles sont $\{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$.

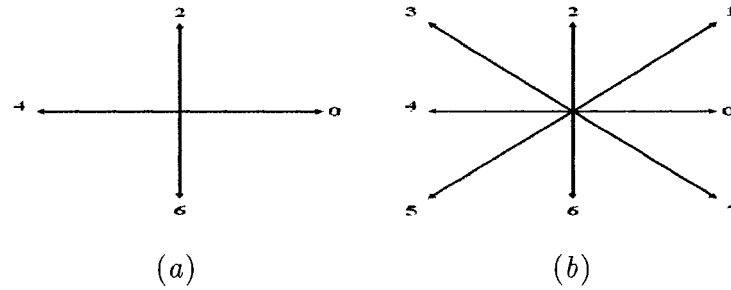


Figure 5.1: *Indices de Freeman: (a) 4-connectivité (b) 8-connectivité.*

Nous définissons le contour d'une diatomée comme étant un sous-ensemble de pixels noirs (extérieurs de la diatomée), ayant au moins un coté adjacent avec un pixel blanc (intérieur à la diatomée).



Figure 5.2: *Images de diatomées reconstruites après l'approximation polygonale.*

Le contour sera défini comme un chemin simple, fermé, orienté positivement (antihoraire) et formant une chaîne de longueur minimale au sens de la connectivité à 8-voisins. Si on considère une diatomée D , un domaine connexe, son contour C est donc une chaîne de pixels noirs notée:

$$[P_1, P_2, \dots, P_i, P_{i+1}, \dots, P_L, P_{L+1} = P_1],$$

où L est la longueur de la chaîne et P_i est le i^{ieme} pixel de coordonnées entières (x_i, y_i) . Le pixel $P_1 \in C$ (noir) de coordonnées (x_1, y_1) est appelé le pixel de départ du contour C et il est choisi de telle sorte que le pixel de coordonnées $(x_1 + 1, y_1 - 1)$ soit un pixel noir et le pixel $(x_1 + 1, y_1)$ soit un pixel blanc.

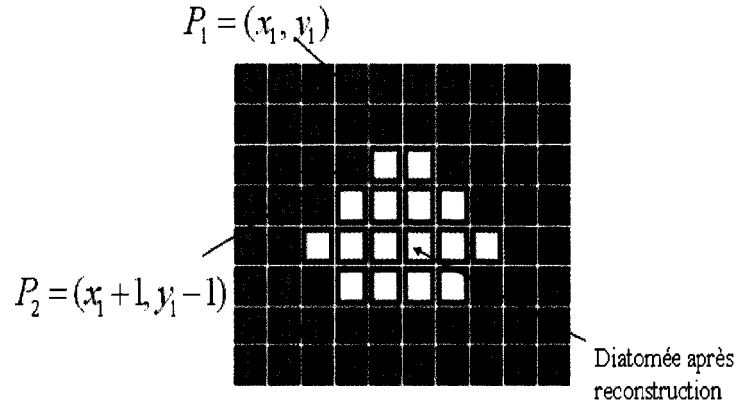


Figure 5.3: Localisation du premier pixel de départ.

Notre objectif est de construire un contour 8-connecté et antihoraire formé de pixels noirs en inspirant des travaux de CHALIFOUR *et al.* [4], et à partir

de ce contour, nous calculerons les angles normaux.

Notons $P_1 = (x_1, y_1)$ les coordonnées du premier pixel de départ potentiel du contour C , alors par définition de celui-ci, le second pixel du contour orienté est le pixel noir de coordonnées $P_2 = (x_2, y_2) = (x_1 + 1, y_1 - 1)$. On associe au premier arc du contour, noté $a_1 = [P_1, P_2]$, l'indice de Freeman $\alpha_1 = 5$. À partir de ce premier déplacement, il est possible de construire successivement, et de façon univoque, les arcs du contour de longueur minimale d'une diatomée, puisque chaque arc $a_k = [P_k, P_{k+1}]$ ($k \geq 2$) construit à partir de l'arc a_{k-1} doit respecter les deux hypothèses suivantes:

- H_1 : l'arc $a_k = [P_k, P_{k+1}]$ minimise la longueur du contour dans le sens de la connectivité à 8 voisins;
- H_2 : la chaîne construite est antihoraire; autrement dit, les extrémités de chaque arc sont des pixels noirs et les pixels à gauche de l'arc, par rapport au déplacement orienté, sont blancs.

Avec ces hypothèses, étant donné un arc a_{k-1} , il existe un et un seul arc orienté réalisant simultanément les hypothèses H_1 et H_2 . Le choix du pixel P_{k+2} s'effectue en fonction du pixel $P_{k+1} = (x_{k+1}, y_{k+1})$. Si on utilise les indices de Freeman pour indiquer les directions de chaque arc, les seules paires (i, j) de déplacements successifs et admissibles sont présentées dans le tableau 5.1 où le premier indice i (ligne) indique la direction d'un arc a_k et l'indice j (colonne) indique la direction admissible de l'arc suivant a_{k+1} minimisant la longueur de la chaîne de contour.

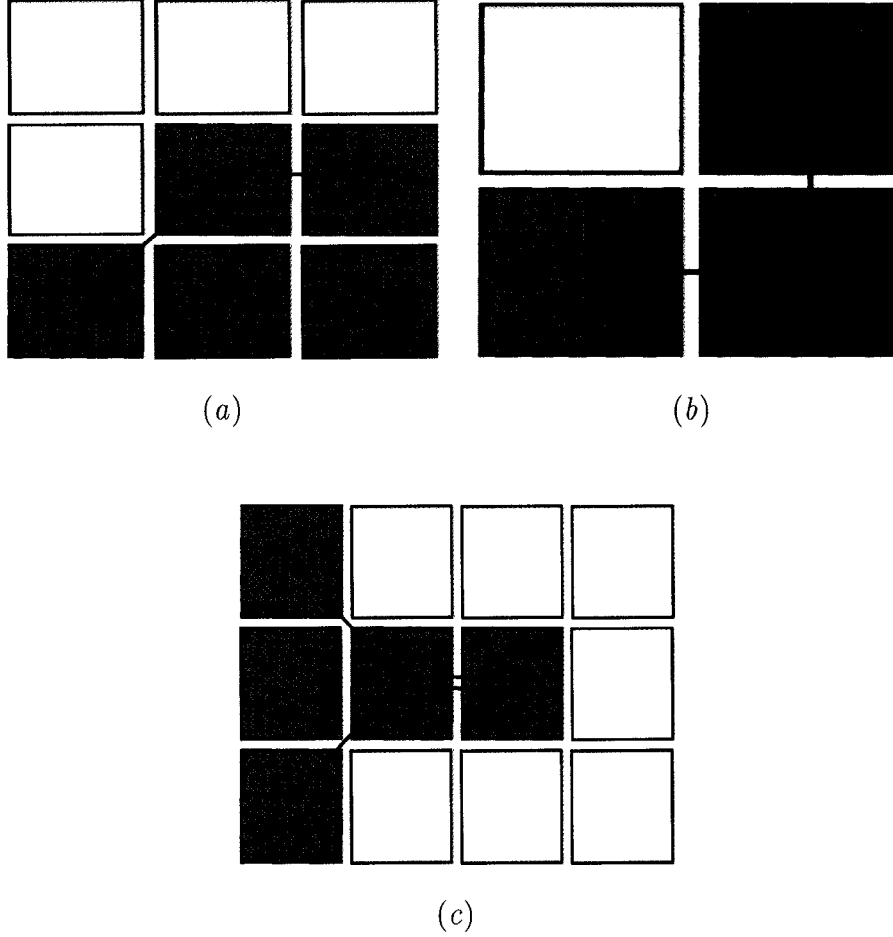


Figure 5.4: (a), (c) *Déplacements admissibles de pixels*, (b) *déplacements non-admissibles de pixels*.

Pour une direction donnée de l'arc a_k , il existe au plus 7 directions adjacentes possibles de l'arc a_{k+1} . Dans le tableau 5.1, certaines directions successives sont opposées et admissibles afin de traiter des configurations de contours particuliers tel qu'illustré à la figure 5.4 b.

$\frac{i}{j}$	0	1	2	3	4	5	6	7
0	X	X			X	X	X	X
1	X	X	X	X		X	X	X
2	X	X	X	X			X	X
3	X	X	X	X	X	X		X
4	X	X	X	X	X	X		
5		X	X	X	X	X	X	X
6			X	X	X	X	X	X
7	X	X		X	X	X	X	X

Table 5.1: *Paires de directions admissibles.*

Comme conséquence de cette construction, nous obtenons pour chaque diatomée D un contour C de longueur L défini par une suite de pixels:

$$[P_1, P_2, \dots, P_i, P_{i+1}, \dots, P_L, P_{L+1} = P_1],$$

où l'arc $[P_1 P_2]$ est obligatoirement d'indice de Freeman égal à 5 et P_1 est le pixel de départ.

On associe au contour C une suite de directions de Freeman $[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k, \dots, \alpha_L]$, où α_k est la direction de l'arc $[P_k, P_{k+1}]$ pour $k = 1 \dots L$. Cette suite de pixels et de directions nous permettra de calculer les angles normaux au contour.

5.2 Extraction des angles normaux

Soit $[P_1, P_2, \dots, P_i, P_{i+1}, \dots, P_L, P_{L+1} = P_1]$ le contour orienté positivement d'une diatomée, alors à chaque pixel P_i d'une paire de déplacements successifs admissibles $[P_{i-1} \ P_i \ P_{i+1}]$, on associera la valeur moyenne θ_i des angles (en radians) que font les normales extérieures des deux déplacements adjacents au pixel P_i .

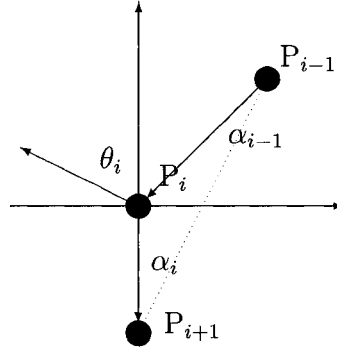


Figure 5.5: Angle normal dans le cas $\alpha_{i-1} = 5$ et $\alpha_i = 6$.

Pour les déplacements admissibles présentés au tableau 1, les angles possibles sont: $\{ 0, \arctan 0.5, \frac{\pi}{4}, \arctan(2) \}$ et leurs rotations $\theta + \frac{k\pi}{2}$ pour $k = 0, 1, 2, 3$. Si on note la suite des directions normales associées aux pixels du contour par $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots, \theta_L, \theta_{L+1}$, on obtient une fonction des angles normaux, discrète et périodique, en fonction de la position des pixels dans la chaîne du contour. L'analyse de ces fonctions, que l'on peut associer à un calcul des courbures locales, contribuera à la discrimination des classes de diatomées.

Afin d'obtenir, pour l'ensemble de nos diatomées, une représentation standardisée des courbes des fonctions d'angles normaux, indépendante de la longueur du contour, nous avons ramené, par contraction, l'intervalle de définition de ces fonctions à l'intervalle $[0, 1]$. La figure 5.5 illustre quelques fonctions d'angles normaux.

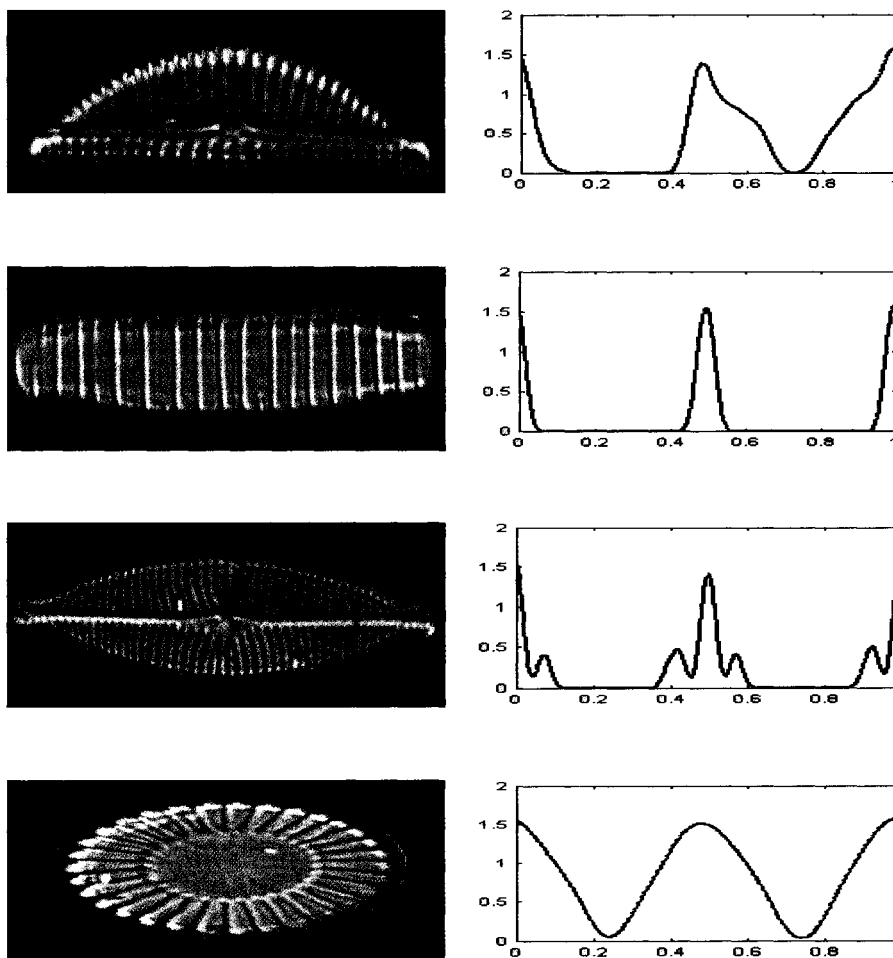


Figure 5.6: *Exemples de diatomées et de fonctions d'angles associées.*

Chapitre 6

Extraction des caractéristiques

Un problème important en reconnaissance de formes est de déterminer dans quelle mesure deux formes sont similaires, indépendamment de leur position dans une image. Il en découle que les descripteurs de formes doivent être précis, compacts et invariants sous certaines transformations géométriques (translation, rotation, changement d'échelle, point origine de l'objet, etc.) [20, 14].

L'identification des caractéristiques est une étape fondamentale pour la reconnaissance automatique des formes. D'une manière générale, il y a deux manières d'aborder le problème [46] :

- on extrait un grand nombre de caractéristiques génériques et ensuite on utilise des algorithmes de classification très sophistiqués pour bien identifier les objets ;
- on extrait des caractéristiques spécifiquement adaptées à la nature des objets étudiés de manière à ce qu'ensuite les méthodes de classification puissent être plus simples et robustes.

Dans ce mémoire nous nous sommes concentrés sur la deuxième approche, c'est-à-dire l'identification des bonnes caractéristiques en vue de leur capacité

de discrimination des images de diatomées. À cet effet, nous avons retenu, après un survol de la littérature et quelques tests préliminaires, les descripteurs de Fourier des courbes des angles normaux de chaque contour et un ensemble de paramètres géométriques de base. Avant d'établir la liste de ces paramètres, nous décrirons sommairement les descripteurs de Fourier, qui constitueront un sous-ensemble des variables discriminantes des classes de diatomées.

6.1 Les descripteurs de Fourier

Les descripteurs de Fourier sont particulièrement bien adaptés à l'étude d'objets représentés de manière satisfaisante par leur profil extérieur [14]. L'idée de base est qu'une courbe simple et fermée peut être représentée par une fonction périodique, ou d'une manière équivalente, par les coefficients de Fourier de cette fonction (dans notre cas la fonction des angles normaux).

Soit $f(x)$ une fonction périodique, continue et différentiable définie sur un intervalle $[0, T]$, T est la période de la fonction, laquelle pourra être une fonction associée au contour d'une diatomée. Une telle fonction peut être approchée, dans le cas continu, par sa série de Fourier;

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos\left(\frac{2\pi kx}{T}\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi kx}{T}\right),$$

où

$$a_k = \frac{2}{T} \int_0^T f(x) \cos\left(\frac{2\pi kx}{T}\right) dx,$$

$$b_k = \frac{2}{T} \int_0^T f(x) \sin\left(\frac{2\pi kx}{T}\right) dx.$$

Cependant, nos courbes d'angles normaux sont discrètes. Soit C le graphe discret normalisé des angles normaux d'une diatomée D , ce contour est représenté par la suite $\{(i, \theta_i), i = 1, 2, \dots, L\}$, où θ_i est l'angle normal du i^{ieme} pixel du contour et L est la longueur du contour C . Dans un tel cas, la série de Fourier discrète est donnée par:

$$\theta(t) = C(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right),$$

où

$$a_k = \frac{2}{T} \sum_{t=1}^L f(t) \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) \quad t = 1, 2, \dots, L,$$

$$b_k = \frac{2}{T} \sum_{t=1}^L f(t) \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) \quad t = 1, 2, \dots, L.$$

Ces descripteurs dépendent de la forme du contour. En effet, les coefficients a_k et b_k décrivent les caractéristiques globales d'une courbe pour des valeurs faibles de k et décrivent plus finement ces courbes pour des valeurs des k plus grandes. Parmi les propriétés des descripteurs de Fourier on peut citer son invariance par rapport à la translation, la rotation, et le changement d'origine [25].

À l'issue de cette étape, nous avons un vecteur infini représentant la courbe des angles normaux pour l'ensemble de nos diatomées. Le nombre de descripteurs nécessaires et suffisants pour représenter nos courbes est à déterminer. Pour répondre à cette question, nous avons procédé comme suit:

- Soit N le nombre de diatomées de la base de données. Notons $\{D_i\}_{i=1}^N$ cet ensemble d'images;
- Soit $C_i(x)$ le graphe discret normalisé des angles normaux de la diatomée D_i pour $i = 1 \dots N$.

Soit K un entier tel que $K \in 0, 1, 2, \dots, K_{max}$, la valeur de K_{max} a été ajustée en fonction des calculs d'erreurs que nous avons observé ($K_{max} = 30$). Pour $i = 1, \dots, N$, nous avons calculé la série de Fourier approximative (tronquée) du graphe C_i pour chaque valeur de K ;

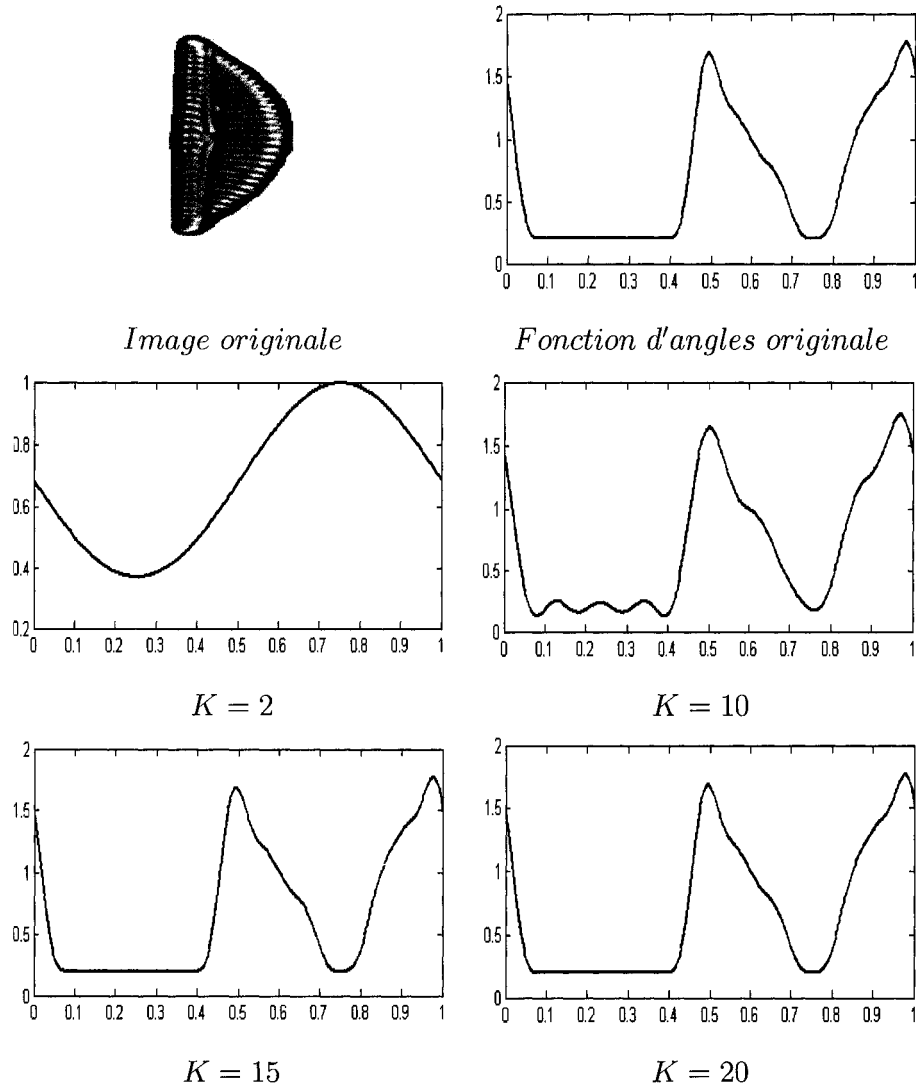
$$f_{i,K}(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^K a_k \cos\left(\frac{2\pi kx}{T}\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi kx}{T}\right).$$

Pour chacune des diatomées, nous calculons l'erreur observée pour chacune des valeurs de K retenues, c'est-à-dire que pour chaque courbe discrète $C_i(x)$, nous calculons:

$$e_{i,K} = \sqrt{\sum_{j=1}^{M_i} \left(F_{i,K}(x_j) - C_i(x_j) \right)^2},$$

où $x_j = 1, 2, \dots, M_i$ représentent les abscisses de la courbe discrète qui est variable pour chaque diatomée selon le nombre de pixels de contour. La figure ci-dessous, illustre la fonction d'erreur moyenne obtenue pour l'ensemble des diatomées.

La figure 6.1 illustre, à l'aide d'un exemple d'une diatomée, qu'un nombre de descripteurs égale à 15 pourrait décrire adéquatement une fonction des angles normaux d'un contour.

Figure 6.1: *Descripteurs de Fourier.*

De façon générale, nous avons calculé l'erreur moyenne obtenue pour des valeurs entières de $K \in \{1, 2, \dots, 30\}$ pour l'ensemble des 449 images de notre base de données. Pour $K = 15$, nous avons obtenu une erreur de $\mu = 0.009$.

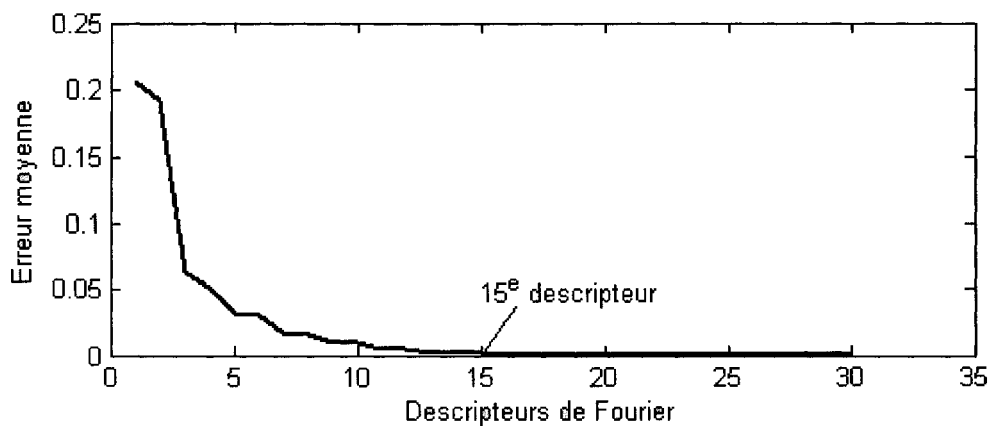


Figure 6.2: *Erreur moyenne.*

Le graphe de l'erreur moyenne en fonction de K (figure 6.2) montre qu'à partir du 15^{eme} descripteur, l'erreur moyenne devient presque constante et négligeable.

6.2 Les paramètres de forme

En plus des descripteurs de Fourier, nous avons retenu dans notre étude certains paramètres de forme pouvant représenter et discriminer les différentes classes de diatomées. Ces paramètres ont été largement étudiés dans la littérature. Les paramètres que nous avons retenus sont: la circularité, la convexité, l'indice d'allongement, l'indice de rectangularité et des indices de symétrie.

6.2.1 Quelques outils de calcul

Le périmètre

Le contour est représenté par une chaîne de N codes de Freeman répartis en deux types:

- N_p codes pairs correspondant à des déplacements horizontaux ou verticaux;
- N_i codes impairs correspondant à des déplacements diagonaux.

Une première estimation du périmètre P est fournie par le nombre d'éléments de la chaîne codant le contour, autrement dit, $P = N$. Cette valeur est égale au nombre d'angles calculés sur un contours (L). L'inconvénient de cette estimation est qu'on peut trouver des formes distinctes ayant le même périmètre (voir figure 6.3).

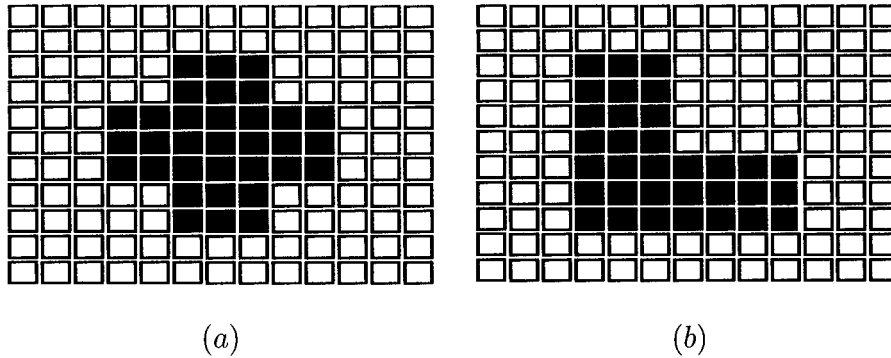


Figure 6.3: Deux formes distinctes de même périmètre.

Afin d'éviter toute ambiguïté, nous avons utilisé l'estimation obtenue en calculant la longueur de la ligne polygonale qui connecte les points successifs du contour; laquelle est donnée par;

$$P = N_p + \sqrt{2}N_i.$$

L'aire

L'aire d'un objet est égale au nombre de pixels qui le composent. Ce paramètre est non discriminant car deux objets différents peuvent avoir la même aire et des formes différentes (voir figure 6.3). L'aire d'un objet ainsi que le périmètre seront utilisés dans le calcul de nos paramètres de forme.

6.2.2 Les paramètres de formes

La convexité

Le degré de convexité d'un objet est la déviation par rapport à son enveloppe convexe [76]. Ce paramètre peut se calculer de deux façons;

$$C_{va}(D) = \frac{A(D)}{A(C)}, \quad C_{vp}(D) = \frac{P(D)}{P(C)},$$

où $A(D)$ est l'aire de l'objet, $A(C)$ l'aire de son enveloppe convexe, $P(D)$ est le périmètre de l'objet et $P(C)$ le périmètre de son enveloppe convexe.

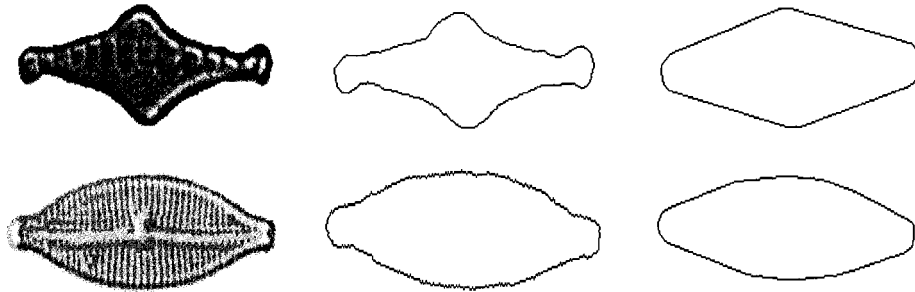


Figure 6.4: Deux diatomées avec leurs contours et leurs enveloppes convexes.

Ce paramètre de convexité est maximal et il vaut 1 lorsque l'objet est convexe. De plus, il est adimensionnel et il est généralement indicatif de la présence de fortes concavités lorsqu'il a une faible valeur.

La circularité

Un autre paramètre de forme invariant sur la taille est la circularité de l'objet [6]. On estime la circularité à l'aide de la formule suivante;

$$C_r(D) = \frac{P^2(D)}{4\pi A(D)},$$

où $A(D)$ est l'aire de l'objet et $P(D)$ son périmètre. Dans le cas d'un cercle, ce paramètre vaut 1. Cependant, ce paramètre demeure assez grossier et ne permet pas de discriminer certains types de formes, tel qu'illustré à la figure ci-dessous.

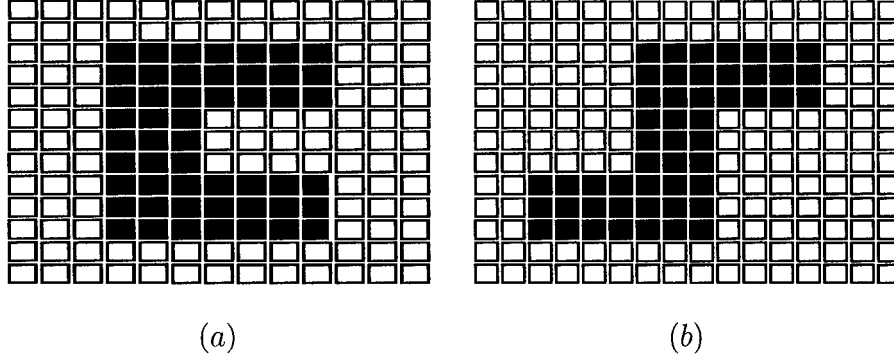


Figure 6.5: *Deux formes distinctes et de même circularité.*

L'indice d'allongement et de rectangularité

Soit $R(D)$ la surface du rectangle circonscrit, d'aire minimum, d'une diatomée après rotation selon son axe principal. On définit l'indice de rectangularité comme suit;

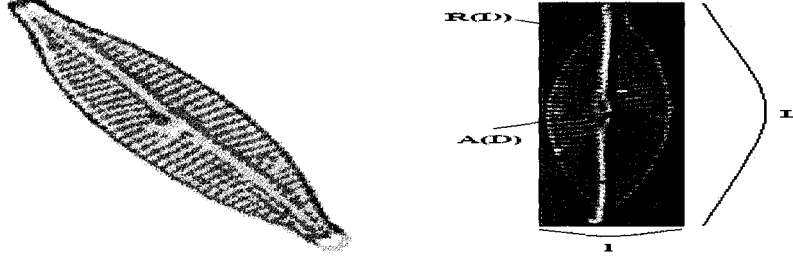
$$R_c(D) = \frac{A(D)}{R(D)},$$

où $A(D)$ est l'aire de l'objet et $R(D)$ la surface du rectangle circonscrit.

On définit l'indice d'allongement d'un objet comme étant;

$$A_l = \frac{L}{l},$$

où L et l sont respectivement les longueurs du côté le plus long et le plus court du rectangle circonscrit.

Figure 6.6: *Rectangle circonscrit d'aire minimale.*

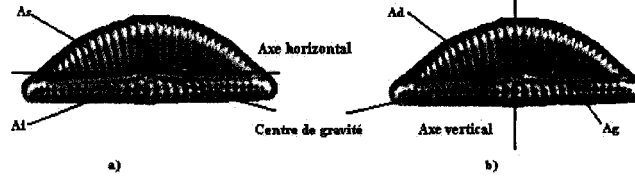
La symétrie

Une autre propriété qui peut être exploitée pour caractériser un contour est la symétrie de l'objet. Ce paramètre a été abondamment étudié dans la littérature et plusieurs estimations de celui-ci ont été proposées. Deux indices de symétrie d'une diatomée peuvent être calculés (S_v, S_h). Un premier axe vertical, passant par le centre de gravité, partage la diatomée en deux sections, d'aires A_g et A_d , à gauche et à droite de l'axe (voir figure). Un deuxième axe horizontal, passant par le centre de gravité, partage la diatomée en deux sections, d'aires A_s et A_i , en haut et en bas de l'axe (voir figure 6.7).

Les paramètres S_v et S_h sont donnés par les expressions suivantes;

$$S_v = \frac{|A_d - A_g|}{A_d + A_g}, \quad S_h = \frac{|A_s - A_i|}{A_s + A_i}.$$

Tel que vu précédemment, deux objets différents peuvent avoir la même aire. À titre d'exemple, S_v peut être égale à zéro dans le cas où $A_d = A_g$ sans que

Figure 6.7: *Symétrie.*

l'objet soit symétrique par rapport à l'axe vertical. Nous proposons plutôt un indice basé sur le calcul des écarts des distances des pixels du contour de part et d'autre de l'axe considéré (horizontal, vertical) et seulement pour les pixels ayant une même projection sur l'axe.

Soit $g(i)$ et $d(i)$, $i = 1, \dots, M$, les distances à l'axe vertical des pixels à gauche et à droite de cet axe et au même niveau i de projection sur l'axe, en commençant par le haut. L'indice de symétrie vertical S_v^* est défini comme suit;

$$S_v^* = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^M |g(i) - d(i)|^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^M g^2(i)} + \sqrt{\sum_{i=1}^M d^2(i)}}.$$

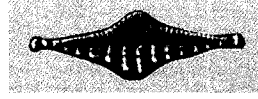
Similairement, on définit l'indice de symétrie horizontal S_h^* comme étant;

$$S_h^* = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N |h(i) - b(i)|^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N h^2(i)} + \sqrt{\sum_{i=1}^N b^2(i)}},$$

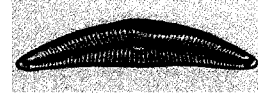
où N est le nombre de projections communes des pixels de la partie supérieure et de la partie inférieure de l'objet partagé par l'axe horizontal, $h(i)$ et $d(i)$ sont les distances des pixels symétriques par rapport à cet axe, pour $i = 1, 2, \dots, N$; et ce pour des projections communes sur l'axe horizontal.

6.2.3 Les paramètres de formes: résultats

Dans cette section, nous présentons, à l'aide de figures, les résultats obtenus sur quelques diatomées afin d'illustrer l'adéquation entre les valeurs des indices et la topologie des formes des diatomées. À l'annexe 2, on trouve les valeurs des moyennes et des écarts-types des valeurs de ces paramètres.



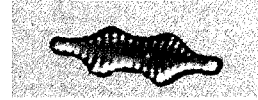
$$C_r = 0.2896$$



$$C_r = 0.3919$$

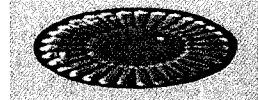


$$C_r = 0.9901$$



$$C_r = 0.3767$$

Figure 6.8: *Exemples de calcul de l'indice de la circularité.*



$$C_{av} = 0.9905$$



$$C_{av} = 0.9275$$

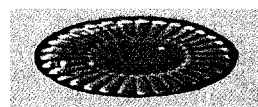


$$C_{av} = 0.7443$$



$$C_{av} = 0.9911$$

Figure 6.9: *Exemples de calcul de l'indice de la convexité.*



$$R_c = 1.0157$$



$$R_c = 3.1296$$

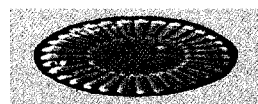


$$R_c = 2.7534$$



$$R_c = 1.7273$$

Figure 6.10: *Exemples de calcul de l'indice de la rectangularité.*



$$A_l = 0.7738$$



$$A_l = 0.6522$$

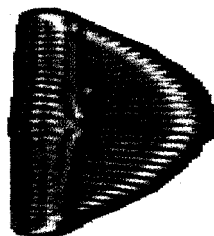
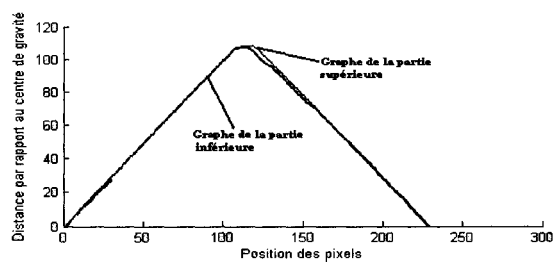


$$A_l = 0.4544$$

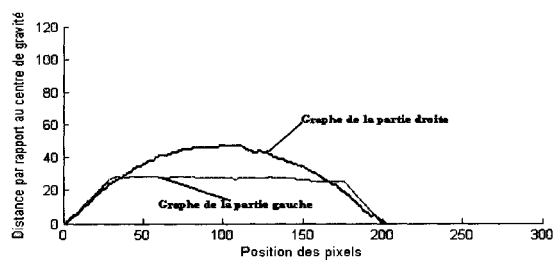


$$A_l = 0.7801$$

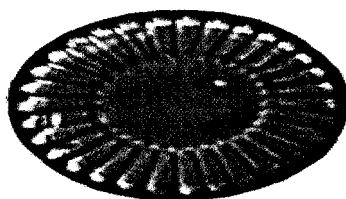
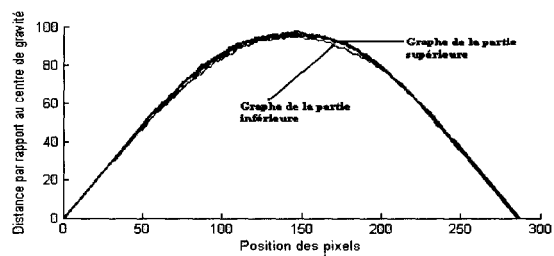
Figure 6.11: *Exemples de calcul de l'indice de l'allongement.*

*Image originale*

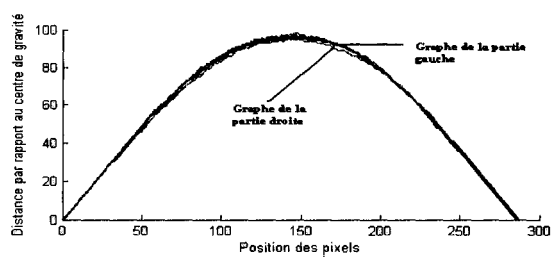
$$S_h^* = 0.9909$$



$$S_v^* = 0.6316$$

*Image originale*

$$S_h^* = 0.9919$$



$$S_v^* = 0.9926$$

Figure 6.12: Exemples de calcul de l'indice de la symétrie.

Chapitre 7

Résultats et interprétations

Une fois les images segmentées et les caractéristiques extraites, nous pouvons aborder le problème de la classification des diatomées. Notre objectif est de déterminer les variables (caractéristiques) indépendantes, en nombre limité, qui nous permettrons de caractériser les classes d'images de diatomées. Or, les variables retenues ne sont pas nécessairement indépendantes. Par conséquent, nous avons soumis l'ensemble de ces variables à une analyse en composantes principales (ACP) [40] sur un ensemble E_1 de nos images. Le complémentaire de l'ensemble E_1 , noté E_2 , servira à la validation du pouvoir de classification des combinaisons de variables retenues suite à cette analyse. L'ensemble E_1 a été construit arbitrairement en s'assurant de conserver dans E_1 , et son complémentaire E_2 , un nombre suffisant d'images, sur un total de 449 images. Sur l'ensemble E_1 , nous avons effectué une classification bayésienne, soit le calcul des probabilités d'appartenance de chacune des diatomées à sa classe à partir des cotes obtenues sur les axes principaux suite à l'ACP. Une section de ce chapitre traitera de ce type de classification.

Finalement, nous avons testé le pouvoir discriminant de cette approche. Pour chaque diatomée de l'ensemble E_2 , nous avons calculé la probabilité que celle-ci appartienne à une classe, et cela pour toutes les classes. Nous retenons la

classe de diatomées de probabilité la plus élevée.

Dans un premier temps, cette méthodologie a été appliquée à l'ensemble de caractéristiques retenues, puis à l'ensemble strict des descripteurs de Fourier et à l'ensemble strict des paramètres de forme. Ces trois tests nous permettront de mieux saisir la contribution des deux familles de caractéristiques en regard du classement des diatomées.

7.1 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales est une méthode d'analyse de données multivariées. Elle permet de décrire et d'explorer la distribution spatiale des observations (diatomées) selon les variables transformées et exprimées par rapport à des axes principaux expliquant, par ordre décroissant, la variance interne.

L'ensemble des données soumises à l'ACP est l'ensemble E_1 décrit dans la section précédente. Un vecteur $\vec{x}_i = (x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{22,i})$ de représentation de la diatomée D_i de l'ensemble E_1 est un vecteur à 22 dimensions. La taille de notre échantillon est de 225 individus répartis en 41 classes. L'analyse est effectuée indépendamment de l'appartenance d'une diatomée à une classe mais nous nous sommes assurés de la présence des diatomées de toutes les classes.

L'ordonnement des variables de ce vecteur est le suivant: les 15 premières variables sont les 15 premiers descripteurs de Fourier, noté F_i pour $i = \{1, 2, \dots, 15\}$ et les 7 autres variables sont les indices de forme présentés antérieurement à savoir, la circularité (C_r), les deux indices de convexité (C_{va}, C_{vp}), l'indice d'allongement (A_l), l'indice de rectangularité (R_c) et les deux indices de symétrie (S_v^*, S_h^*).

Suite à cette analyse, nous obtiendrons un vecteur de caractéristiques qui contient presque la même quantité d'information mais dans un espace de dimension réduit. Nous avons retenu les trois premiers axes principaux, lesquels expliquent 91% de la variance totale du nuage de points dans l'espace initial à 22 dimensions. Les autres axes ne contribuant que très peu à la variance.

	Axe_1	Axe_2	Axe_3	Axe_4	Axe_5
Variance	0.4399	0.3468	0.1220	0.0640	0.0142
Variance cumulée	0.4399	0.7867	0.9086	0.9726	0.9868

Table 7.1: *Variances et variances cumulées.*

Nous savons que chacun des axes principaux s'exprime comme une combinaison linéaire des variables originales. Si nous retenons les trois premiers axes, chaque vecteurs \vec{x}_i des paramètres de la diatomée D_i de notre échantillon E_i aura une nouvelle représentation dans l'espace tridimensionnel formé par les axes principaux retenus et ils sont considérés indépendants. On notera $\vec{c}_i = (c_{1,i}, c_{2,i}, c_{3,i})$ cette représentation, où $c_{j,i}$ est la cote de la diatomée

D_i sur le j^{ieme} axe principal ($j = 1, 2, 3$). Nous présentons dans le tableau suivant les poids des paramètres initiaux exprimant la cote (combinaison linéaire) sur chacun des axes principaux. À la lumière de ces résultats nous pourrions identifier les paramètres influençant le plus chacun des axes.

Axe_1	C_r	F_1	F_3	F_{11}
	-0.3572	-0.3014	-0.3596	0.3372
Axe_2	F_2	F_4	F_6	F_8
	0.3346	0.3475	0.3312	0.3612
Axe_3	C_{va}	R_c	F_5	F_7
	0.3223	0.3176	-0.4577	-0.4913

Table 7.2: *Poids associés aux trois premiers axes principaux à partir des 22 variables.*

Axe_1	C_v	C_{vp}	C_r	C_{va}	A_l	S_h^*	S_v^*
	0.5230	-0.2838	0.4446	0.4665	-0.3355	-0.0838	0.3330
Axe_2	C_v	C_{vp}	C_r	C_{va}	A_l	S_h^*	S_v^*
	0.3014	-0.1464	-0.4694	0.4177	0.6318	0.2679	0.1474
Axe_3	C_v	C_{vp}	C_r	C_{va}	A_l	S_h^*	S_v^*
	0.0510	0.3360	0.1940	-0.0181	-0.1771	0.9024	0.02

Table 7.3: *Poids associés aux trois premiers axes principaux à partir des 7 paramètres de forme.*

Axe_1	F_1	F_3	F_9	F_{11}	F_{13}	F_{15}
	-0.3414	-0.3797	0.3226	0.4050	0.4032	0.3614
Axe_2	F_2	F_4	F_6	F_8	F_{10}	F_{12}
	0.3481	0.3721	0.3739	0.4077	0.3876	0.3558
Axe_3	F_5	F_7	F_9	F_{12}	F_{13}	F_{15}
	0.6103	0.6261	0.2216	-0.1403	-0.1905	-0.2692

Table 7.4: *Poids associés aux trois premiers axes principaux à partir des 15 descripteurs de Fourier.*

Les vecteurs \vec{c}_i ainsi obtenus de l'ensemble E_1 seront utilisés pour calculer les probabilités d'appartenance d'une diatomée à une classe donnée, sachant que les coordonnées de ces vecteurs sont indépendantes.

7.2 La classification bayésienne

Nous avons rejeté, a priori, l'hypothèse de normalité des cotes sur les axes principaux de représentation des diatomées étant donné le peu d'individus disponibles pour chacune des classes étudiées. Nous avons plutôt opté pour une approche de classification bayésienne afin de minimiser le pourcentage d'erreur de classification. Cette approche consiste à calculer les probabilités a posteriori d'appartenance d'une diatomée à une classe, et cela pour toutes les classes C_j pour $j = 1, 2, \dots, K$. Nous avons identifié, dans le cadre de ce projet $K = 41$ ($K = 41$) classes de diatomées sur la base de critères fournis par un expert, sans nécessairement regrouper les espèces. En théorie,

ces probabilités sont calculées à partir de la formule de Bays laquelle a été présentée à la section 3.5.

Dans une première étape, la phase d'apprentissage, nous avons calculé les écart-types $\sigma_{i,j}$, pour $1 \leq i \leq 3$ et $1 \leq j \leq K$, de chacune des variables (c_1, c_2, c_3) pour chacune des classes $C_j (j = 1, 2, \dots, K)$ à partir de l'ensemble E_1 . Ces écarts, dans une approche non paramétrique, serviront à calculer la probabilité d'une diatomée de E_2 d'appartenir à une classe.

Soit une diatomée représentée par le vecteur $\vec{c}_i = (c_{1,i}, c_{2,i}, c_{3,i}) \in E_2$, fixons une composante $k \in \{1, 2, 3\}$. Alors pour chaque classe C_j on calcule

$$n_{k,j} = \text{Card}\{\vec{c}_m = (c_{1,m}, c_{2,m}, c_{3,m}) \in C_j \subset E_1 \mid c_{k,m} \in [c_{k,i} - \sigma_{k,j}, c_{k,i} + \sigma_{k,j}]\},$$

qui représente le nombre de diatomées appartenant à la classe C_j , dans le sous-ensemble E_1 , tel que la k^{ieme} composante appartienne à l'intervalle centré en la valeur de la k^{ieme} composante de la diatomée à classer et de longueur égale à deux écart-types. On définit la probabilité que la composante k de $\vec{c}_i = (c_{1,i}, c_{2,i}, c_{3,i}) \in E_2$ appartienne à la classe C_j comme étant égale à $P(c_{k,j}/C_j) = \frac{n_{k,j}}{n_j}$ où n_j est le nombre d'individus dans la classe C_j .

D'après la formule de Bayes (équation 3.1), et si on suppose que les classes sont équiprobables $P(C_j) = \frac{1}{K}$ et sachant que le dénominateur est constant, la probabilité, à une constante près, d'appartenance de $\vec{c}_i = (c_{1,i}, c_{2,i}, c_{3,i}) \in E_2$ à la classe C_j est;

$$P(\vec{c}_i/C_j) = \prod_{k=1}^3 P(c_{k,i}/C_j).$$

Le choix final de la classe à laquelle appartient la diatomée s'effectue en comparant les probabilités a posteriori d'appartenance à toutes les classes et en choisissant la plus grande;

$$\vec{c}_i \in C_m \Leftrightarrow P(\vec{c}_i/C_m) = \max_{1 \leq j \leq K} P(\vec{c}_i/C_j).$$

7.3 Résultats expérimentaux

À la section précédente nous avons présenté la méthode du calcul des probabilités d'appartenance d'une diatomée à une classe à partir des composantes dans l'espace des axes principaux.

Afin de valider notre approche de classification, nous avons procédé à la classification successive de 100 échantillons de 41 diatomées tirées au hasard dans l'ensemble E_2 avec remise. De plus, nous avons effectué un autre test pour l'ensemble de toutes les diatomées de l'ensemble E_2 afin de comparer le résultat avec ceux obtenus avec la méthode du Bootstrap.

Cette procédure générale de classification a été effectuée avec l'ensemble des 22 paramètres retenus au départ, avec les 15 descripteurs de Fourier seulement et avec les 7 paramètres de formes. Ce test nous a permis de vérifier le pouvoir discriminant de ces paramètres. Les taux de succès de la classification sont présentés dans les tableaux ci-dessous. Pour la classification avec

le Bootstrap, nous présentons la moyenne des taux de succès obtenus pour les 100 échantillons.

	Descripteurs de Fourier		Paramètres de Forme	
<i>Ensemble E_2 (%)</i>	83.63		67.27	
<i>Bootstrap (%)</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart – type</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart – type</i>
	84.1818	4.7931	73.0545	5.0948

Table 7.5: *Résultats de la classification avant le fusionnement.*

Très vite on s’aperçoit qu’il est très difficile de construire un classifieur robuste avec une seule famille de descripteurs. Nous proposons de combiner les deux groupes de descripteurs. Le pourcentage de bonne classification obtenu s’avère supérieur tel qu’indiqué au tableaux 7.4.

	Descripteurs de Fourier + paramètres de Forme	
<i>Ensemble E_2 (%)</i>	95.96	
<i>Bootstrap (%)</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Ecart-type</i>
	97.8182	0.8131

Table 7.6: *Résultats de la classification après le fusionnement.*

En conclusion, pour l’ensemble des 449 images de diatomées à classifier, le taux de classement est d’environ 98%, ce qui constitue une excellente performance.

Chapitre 8

Conclusion et perspectives

Face à un problème de la reconnaissance de formes, nous avons proposé, dans ce mémoire, de nombreuses méthodes et algorithmes pour la mise en œuvre d'un système automatique pour la classification des diatomées.

Ce chapitre termine la présentation des travaux faits au cours de cette recherche et nous exposons les perspectives de poursuite de ce travail.

8.1 Apports de ce mémoire

Dans cette recherche, nous avons proposé une méthode de classification automatique des diatomées basée sur le contour et la géométrie.

Cette technique est constituée de plusieurs étapes. La première étape est basée sur le prétraitement des images et a pour but de réduire le bruit introduit lors des étapes de préparation des diatomées, de la saisie et de la numérisation des images.

À l'issue de ce traitement, les images obtenues sont transmises à l'étape de détection du contour 8-connecté antihoraire et les angles normaux au contour.

Nous avons ensuite abordé la phase d'extraction des caractéristiques et la classification. À ce sujet, et dans un premier temps, nous avons présenté deux familles de descripteurs à savoir les descripteurs de Fourier et les paramètres de formes, et nous avons vu qu'ils sont très bien adaptés pour caractériser les diatomées.

Finalement, nous avons montré que la collaboration et le fusionnement de ces descripteurs permet d'améliorer le taux de performance de la classification.

Pour conclure, ce travail a été consacré à la recherche de bons descripteurs de formes pour l'étude et la classification des images des diatomées. Dans ce but, nous avons introduit des descripteurs de formes, tels que la circularité, la convexité, l'allongement, la rectangularité et la symétrie, et des descripteurs standards, à savoir les descripteurs de Fourier.

Nous avons pu alors comparé ces différents descripteurs et testé leur pertinence dans la classification.

Après plusieurs tests sur les images de différentes classes, nous avons pu conclure que la fusion de ces deux familles de descripteurs fournit de résultats satisfaisants.

8.2 Perspectives

Différents résultats de cette recherche permettent d'envisager la poursuite des travaux de recherche consacrés d'un coté à des points particuliers d'amélioration de notre méthode et d'un autre coté à des perspectives dans un cadre plus général.

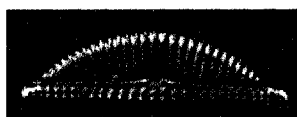
En effet, nous pensons qu'il serait intéressant de remplacer le nettoyage manuel des images par des méthodes automatique ou semi-automatique pour isoler les diatomées, ce qui aurait pu amener à la simplification de l'étape de nettoyage et d'approximation des contours.

Nous pensons aussi qu'étant donné que le but est de définir un bon classifieur, il serait intéressant de mener d'autres expériences d'évaluation sur une base d'images plus grande en utilisant d'autres méthodes de classification telles que les réseaux de neurones et la classification hiérarchique.

Enfin, un dernier axe naturel de poursuite qu'il nous paraît important d'aborder et qui, en fait, est le sujet d'un autre projet en cours, est l'intégration d'autres descripteurs qui prennent en compte les structures internes et les ornements des diatomées.

Bien entendu, cette liste est non exhaustive et un bon nombre d'extensions peuvent être imaginées.

Annexe 1



Classe A



Classe AA



Classe AB



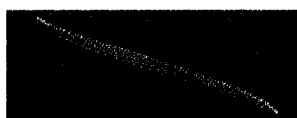
Classe AC



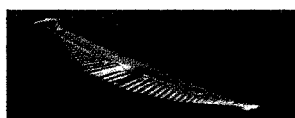
Classe AD



Classe AE



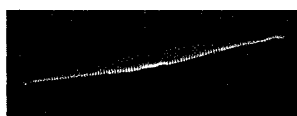
Classe AF



Classe AG



Classe AH



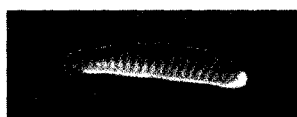
Classe AI



Classe AJ



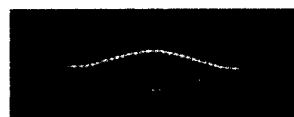
Classe AK



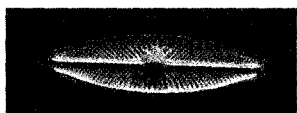
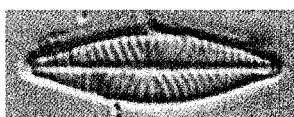
Classe AL

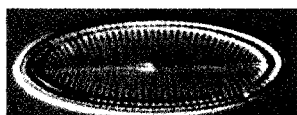
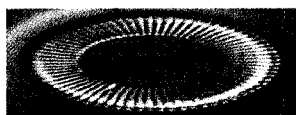
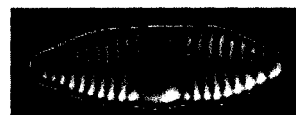
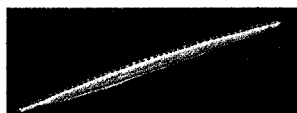
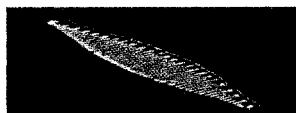
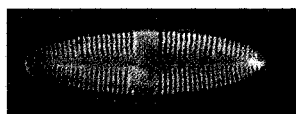


Classe AM



Classe AN

*Classe AO**Classe AP**Classe AQ**Classe AR**Classe AS**Classe AT**Classe AU**Classe AV**Classe AW**Classe AX**Classe AY**Classe AZ**Classe B**Classe BA**Classe BB**Classe BC**Classe C**Classe D**Classe E**Classe F**Classe G*

*Classe H**Classe I**Classe J**Classe K**Classe L**Classe M**Classe N**Classe O**Classe P**Classe Q**Classe R**Classe S**Classe T**Classe U**Classe V**Classe W**Classe X**Classe Y**Classe Z*

Annexe 2

Classe	Moy/Ecart	C _{va}	C _{vp}	C _r	R _c	A _l	S _h *	S _v *
Classe A	μ	0,9676	0,9987	0,4127	0,7063	2,8871	0,9894	0,6496
	σ	0,0103	0,0078	0,0025	0,0072	0,0067	0,0020	0,0254
Classe B	μ	0,9808	1,0054	0,272	0,7614	4,7380	0,9951	0,9789
	σ	0,0016	0,0016	0,0422	0,0156	0,6247	0,0002	0,0298
Classe C	μ	0,7224	1,0184	0,2754	0,4502	2,863	0,9913	0,8484
	σ	0,0309	0,0060	0,0200	0,0058	0,1549	0,0032	0,0148
Classe D	μ	0,9563	1,0077	0,3668	0,7191	3,0799	0,9591	0,9079
	σ	0,0034	0,0013	0,0128	0,0191	0,0532	0,0423	0,0175
Classe E	μ	0,94375	1,0175	0,4409	0,6795	2,6454	0,9910	0,5117
	σ	0,0130	0,0074	0,0219	0,0109	0,1106	0,0008	0,1826
Classe F	μ	0,8950	1,0184	0,3365	0,611	3,1044	0,9472	0,3657
	σ	0,0074	0,0072	0,0005	0,0093	0,0399	0,0588	0,0080
Classe G	μ	0,9677	1,0075	0,3261	0,6970	3,5739	0,9923	0,804
	σ	0,0082	0,0032	0,0533	0,0245	0,5259	0,0045	0,2005
Classe H	μ	0,9237	1,0316	0,3405	0,6366	3,4121	0,9683	0,4900
	σ	0,0053	0,0242	0,0726	0,0219	0,3995	0,0362	0,0658
Classe I	μ	0,9905	1,0046	0,6161	0,7609	1,9511	0,9389	0,9733
	σ	0,0025	0,0091	0,1366	0,0120	0,4409	0,0024	0,0113
Classe J	μ	0,9560	1,0084	0,2418	0,7965	5,1861	0,9386	0,8830
	σ	0,0122	0,0034	0,0574	0,0253	1,5245	0,0195	0,0279

Classe K	μ	0,9894	0,9952	0,6596	0,7759	1,7386	0,9904	0,9866
	σ	0,0010	0,0003	0,0089	0,0059	0,0160	0,0016	0,0079
Classe L	μ	0,9896	0,9739	0,7449	0,7739	1,0163	0,9511	0,9415
	σ	0,0006	0,0239	0,0231	0,0002	0,0008	0,0568	0,0668
Classe M	μ	0,9312	1,0123	0,0842	0,7140	13,6518	0,9991	0,4131
	σ	0,0216	0,0010	0,0015	0,0624	1,0038	0,0007	0,0415
Classe N	μ	0,9798	1,3640	0,4266	0,6804	2,8613	0,9835	0,7559
	σ	0,0081	0,5220	0,0120	0,0007	0,0454	0,0177	0,0531
Classe P	μ	0,86	1,0208	0,2892	0,7129	4,5169	0,9897	0,9161
	σ	0,0743	0,0041	0,1707	0,0048	2,8347	0,0065	0,0502
Classe Q	μ	0,9608	1,0120	0,3418	0,7905	3,7951	0,9928	0,8326
	σ	0,0149	0,0043	0,0795	0,0099	0,9741	0,0064	0,1633
Classe S	μ	0,9805	1,0053	0,3788	0,7683	3,4009	0,9942	0,9119
	σ	0,0059	0,0027	0,0989	0,0116	0,8471	0,0016	0,0596
Classe T	μ	0,9694	1,0545	0,4712	0,7651	2,6833	0,9486	0,9348
	σ	0,0043	0,0072	0,0363	0,0280	0,2256	0,0535	0,0116
Classe U	μ	0,9486	1,07	0,4364	0,7174	2,9692	0,9922	0,3765
	σ	0,0008	0,0330	0,0049	0,0482	0,2393	0,0029	0,0484
Classe V	μ	0,9669	1,0470	0,3043	0,6818	4,0320	0,9948	0,7891
	σ	0,0007	0,0403	0,0253	0,0035	0,0584	0,0032	0,0610
Classe X	μ	0,939	1,0683	0,2305	0,6864	5,4717	0,9955	0,9326
	σ	0,0113	0,0567	0,0073	0,0316	0,4881	0,0017	0,0419

Classe Y	μ	0,9838	1,0215	0,514	0,7644	2,4232	0,9683	0,9571
	σ	0,0012	0,0308	0,1142	0,0064	0,4051	0,0328	0,0060
Classe Z	μ	0,9839	1,0162	0,3702	0,8197	3,6337	0,8051	0,9001
	σ	0,0019	0,0195	0,0663	0,0053	0,6011	0,2671	0,0699
Classe AA	μ	0,9684	1,0159	0,3394	0,8101	4,1597	0,931	0,9545
	σ	0,0152	0,0114	0,0269	0,0161	0,4615	0,0176	0,0311
Classe AB	μ	0,7820	2,2217	0,2122	0,5837	5,7861	0,9937	0,7795
	σ	0,0936	0,2373	0,1012	0,0157	2,6522	0,0035	0,0637
Classe AC	μ	0,9805	3,1751	0,4925	0,7922	2,7215	0,9527	0,9643
	σ	0,0041	0,6351	0,0308	0,0330	0,2064	0,0579	0,0184
Classe AD	μ	0,9366	0,8816	0,4148	0,6896	2,1731	0,9387	0,9681
	σ	0,0072	0,1039	0,0837	0,0211	0,0305	0,0042	0,0060
Classe AE	μ	0,9458	2,0843	0,4256	0,7504	2,80605	0,9557	0,3350
	σ	0,0350	0,5902	0,0485	0,0575	0,0409	0,0564	0,0144
Classe AF	μ	0,706	1,0898	0,0958	0,4535	9,3674	0,9805	0,4829
	σ	0,0954	0,0015	0,0268	0,0801	0,8946	0,0239	0,0416
Classe AH	μ	0,9275	2,4414	0,2076	0,6584	6,2509	0,9831	0,9662
	σ	0,0375	0,1895	0,0351	0,0451	0,6313	0,0219	0,0095
Classe AJ	μ	0,9658	2,4979	0,3277	0,7240	3,9867	0,9924	0,9185
	σ	0,0070	1,1726	0,0205	0,0506	0,9469	0,0045	0,0598
Classe AK	μ	0,7690	3,2051	0,4952	0,4423	1,3520	0,9180	0,94
	σ	0,0345	1,6334	0,1142	0,0212	0,1720	0,0970	0,0162

Classe AL	μ	0,8328	2,1014	0,3088	0,6586	3,5141	0,9940	0,4633
	σ	0,0289	0,6343	0,0023	0,0214	0,0200	0,0027	0,2641
Classe AM	μ	0,9846	2,5208	0,3874	0,7527	3,3409	0,9605	0,8814
	σ	0,0009	0,8306	0,1438	0,0101	1,0847	0,0452	0,0299
Classe AN	μ	0,8535	2,4719	0,3194	0,5793	3,1166	0,9757	0,9700
	σ	0,0543	0,0268	0,0810	0,0561	0,7334	0,0202	0,0255
Classe AO	μ	0,9344	2,1901	0,2565	0,7313	5,0154	0,9960	0,5
	σ	0,0154	0,5605	0,0073	0,0142	0,3349	0,0026	0,4104
Classe AS	μ	0,9727	1,0208	0,3156	0,7771	4,1622	0,9937	0,9244
	σ	0,0055	0,0204	0,0516	0,0464	0,6301	0,0037	0,0159
Classe AT	μ	0,9852	1,0192	0,4712	0,7253	2,7123	0,9960	0,9700
	σ	0,0008	0,0173	0,0079	0,0053	0,0351	0,0019	0,0122
Classe AU	μ	0,9851	1,0108	0,4648	0,77355	2,5762	0,9927	0,9047
	σ	0,0008	0,0042	0,0663	0,0559	0,3358	0,0008	0,0668
Classe AW	μ	0,9793	1,0052	0,3315	0,7223	3,7119	0,9932	0,9497
	σ	0,0004	0,0016	0,0371	0,0263	0,2996	0,0021	0,0213
Classe AZ	μ	0,9736	1,0163	0,1921	0,7605	6,5798	0,9978	0,8840
	σ	0,0048	0,0160	0,0093	0,0158	0,5942	0,0007	0,1020

Table 10.1: *Paramètres de formes: moyennes et écart-type par classe.*

Annexe 3

Classe	Moyenne/Ecartype	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅
Classe A	Moyenne	0,9676	0,5585	0,27065	0,5228	0,307
	Ecartype	0,0103	0,1049	0,0593	0,0164	0,0517
Classe B	Moyenne	0,9637	0,18795	0,01955	0,35515	0,0205
	Ecartype	0,0050	0,0596	0,0014	0,1016	0,0014
Classe C	Moyenne	0,72245	0,54755	0,08995	0,1082	0,0948
	Ecartype	0,0309	0,0610	0,0607	0,0957	0,0497
Classe D	Moyenne	0,95635	0,3133	0,0532	0,50685	0,0777
	Ecartype	0,0034	0,0190	0,0076	0,0258	0,0241
Classe E	Moyenne	0,94375	0,5078	0,28365	0,61535	0,3474
	Ecartype	0,0130	0,0115	0,0028	0,0105	0,0022
Classe F	Moyenne	0,84185	0,3639	0,203	0,42185	0,2339
	Ecartype	0,0475	0,0605	0,1074	0,0211	0,0394
Classe G	Moyenne	0,95775	0,2949	0,0297	0,42825	0,06065
	Ecartype	0,0143	0,0127	0,0098	0,0102	0,0396
Classe H	Moyenne	0,92375	0,33885	0,23285	0,36235	0,2452
	Ecartype	0,0053	0,0392	0,0494	0,0094	0,0159
Classe I	Moyenne	0,9905	0,4799	0,0758	0,63335	0,07885
	Ecartype	0,0025	0,1657	0,0214	0,0765	0,0051
Classe J	Moyenne	0,95605	0,2365	0,0210	0,4337	0,01535
	Ecartype	0,0122	0,0910	0,0277	0,1436	0,0176

Classe K	Moyenne	0,9786	0,6854	0,025	0,6969	0,0087
	Ecartype	0,0014	0,1564	0,0210	0,0564	0,0031
Classe L	Moyenne	0,98965	0,82755	0,0171	0,7532	0,00995
	Ecartype	0,0006	0,0140	0,0072	0,0093	0,0071
Classe M	Moyenne	0,9447	0,0596	0,0117	0,10805	0,0064
	Ecartype	0,0132	0,0132	0,0052	0,0412	0,0021
Classe N	Moyenne	0,99045	0,41205	0,0274	0,53235	0,04205
	Ecartype	0,0002	0,1916	0,0239	0,2689	0,0446
Classe P	Moyenne	0,86	0,28845	0,0253	0,38885	0,02345
	Ecartype	0,0743	0,1851	0,0265	0,1567	0,0183
Classe Q	Moyenne	0,96085	0,2323	0,05405	0,41435	0,05615
	Ecartype	0,0149	0,0796	0,0082	0,1158	0,0205
Classe S	Moyenne	0,9805	0,33205	0,0431	0,5317	0,0453
	Ecartype	0,0059	0,0590	0,0151	0,0821	0,0038
Classe T	Moyenne	0,96945	0,41575	0,08155	0,5887	0,04005
	Ecartype	0,0043	0,0400	0,0502	0,0784	0,0170
Classe U	Moyenne	0,9486	0,4037	0,16475	0,5829	0,2337
	Ecartype	0,0008	0,0449	0,0366	0,0207	0,0101
Classe V	Moyenne	0,9669	0,18365	0,01335	0,3219	0,0097
	Ecartype	0,0007	0,0164	0,0111	0,0196	0,0090
Classe X	Moyenne	0,939	0,1449	0,03315	0,2604	0,03125
	Ecartype	0,0113	0,0264	0,0231	0,0230	0,0185

Classe Y	Moyenne	0,98385	0,37615	0,0186	0,5918	0,02605
	Ecartype	0,0012	0,1177	0,0039	0,1135	0,0064
Classe Z	Moyenne	0,98395	0,26225	0,01035	0,46585	0,02225
	Ecartype	0,0019	0,0662	0,0050	0,0898	0,0167
Classe AA	Moyenne	0,9684	0,26455	0,02525	0,4394	0,0474
	Ecartype	0,0152	0,0393	0,0150	0,0680	0,0463
Classe AB	Moyenne	0,78205	0,23965	0,0937	0,3106	0,05615
	Ecartype	0,0936	0,1195	0,1251	0,0576	0,0545
Classe AC	Moyenne	0,9805	0,3829	0,0337	0,5962	0,0156
	Ecartype	0,0041	0,0449	0,0190	0,0313	0,0036
Classe AD	Moyenne	0,9366	0,57955	0,0348	0,49755	0,103
	Ecartype	0,0072	0,0884	0,0313	0,0557	0,0906
Classe AE	Moyenne	0,9458	0,3628	0,10845	0,4702	0,18565
	Ecartype	0,0350	0,0799	0,0159	0,0470	0,0567
Classe AF	Moyenne	0,92755	0,1195	0,03685	0,18065	0,0493
	Ecartype	0,0375	0,0395	0,0226	0,0224	0,0173
Classe AH	Moyenne	0,96585	0,25915	0,0388	0,40765	0,09275
	Ecartype	0,0070	0,0211	0,0285	0,0555	0,0634
Classe AJ	Moyenne	0,76905	0,82445	0,06595	0,2775	0,0463
	Ecartype	0,0345	0,1577	0,0224	0,0537	0,0274
Classe AK	Moyenne	0,8328	0,3659	0,1213	0,42665	0,0746
	Ecartype	0,0289	0,0374	0,0428	0,0557	0,0155

Classe AL	Moyenne	0,98465	0,27055	0,1145	0,42565	0,1222
	Ecartype	0,0009	0,1511	0,0135	0,1588	0,0516
Classe AM	Moyenne	0,85355	0,50255	0,0421	0,21815	0,03695
	Ecartype	0,0543	0,1866	0,0048	0,0064	0,0314
Classe AN	Moyenne	0,9344	0,19945	0,07855	0,32085	0,1307
	Ecartype	0,0154	0,0174	0,0016	0,0560	0,0070
Classe AO	Moyenne	0,97275	0,2855	0,04795	0,49115	0,02475
	Ecartype	0,0055	0,0664	0,0497	0,0680	0,0017
Classe AS	Moyenne	0,98525	0,3847	0,04135	0,54715	0,01585
	Ecartype	0,0007	0,0093	0,0154	0,0325	0,0014
Classe AT	Moyenne	0,9851	0,35585	0,01535	0,557	0,02585
	Ecartype	0,0008	0,0706	0,0045	0,1351	0,0009
Classe AU	Moyenne	0,9793	0,19085	0,0745	0,3521	0,05205
	Ecartype	0,0004	0,0492	0,0205	0,0762	0,0031
Classe AW	Moyenne	0,9736	0,10265	0,01775	0,194	0,0208
	Ecartype	0,0048	0,0166	0,0019	0,0200	0,0069
Classe AZ	Moyenne	0,706	0,10695	0,018	0,1837	0,02105
	Ecartype	0,0014	0,1564	0,0210	0,0564	0,0031

Table 11.1: *Descripteurs de Fourier: moyenne et écart-type, par classe, des 5 premiers descripteurs de fourier.*

Références

- [1] ADIAC. Automatic Diatom Identification And Classification. Project homepage: <http://www.ualg.pt/adiac/>.
- [2] T. Alvarez, Y. Martin, S. Perez, F. Santos, F. Tadeo, S. Gonzalez, J. L. Arribas, P. Vega. Classification of microorganisms using image processing techniques, Image Processing, 2001. Proceedings. 2001 International Conference on Volume 1, 7-10 Oct. 2001, pp: 329 - 332.
- [3] N. Ansari, E. J. Delp. On Detecting Dominant Points, PR, vol. 24, N° 5, 1991, pp. 441.451.
- [4] S. Beauchemin, P. Bose, A. Chalifour, F. Nouboud and L. vought. Analyse Morphologique des Filets de Tricoptères: Un Problème d'Ecotoxicologie et de Géométrie Discrète. Visual Interface (VI 98), pp. 479-486, 1998.
- [5] J. O. Berger. Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis. Springer-Verlag, New York, 1985.
- [6] M. J. Bottema. Circularity of objects in images, ICASSP '00 June 2000.

- [7] C. Bouveyron, S. Girard and C. Schmid. Une nouvelle méthode de classification pour la reconnaissance de formes, 20e colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, pp. 711-714, Louvain-la-Neuve, Belgium, September 2005.
- [8] G. Celeux, E. Diday, G. Govaert. Classification automatique de données environnement statistique et informatique, Dunod, 1989.
- [9] F. Champreux. Les diatomées et la diatomite. Minéraux et Fossiles, Vol. 15 No. 169, pp. 7-15.
- [10] P. Cheeseman, J. Kelly, M. Self, J. Stutz, W. Taylor, and D. Freeman. Autoclass: a Bayesian classification system. In Proceedings of the Fifth International Conference on Machine Learning, 1988.
- [11] P. Cheeseman, M. Self, J. Kelly, J. Stutz, W. Taylor, and D. Freeman. Bayesian classification. In Seventh National Conference on Artificial Intelligence, Saint Paul, Minnesota, 1988, pp. 607-611.
- [12] S. Chelcea, P. Bertrand, B. Trousse. Un Nouvel Algorithme de Classification Ascendante 2-3 Hiérarchique, Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, France, Janvier 2004, vol. 3, pp. 1471-1480.
- [13] J. Cheng et R. Greiner. Comparing bayesian network classifiers. Proceedings of the 15th conference on uncertainty in artificial intelligence, Stockholm, Suède, 1999, pp. 101-108.
- [14] C. Chettaoui, K. Djemal, A. Djouak et H. Maaref. Etude de formes des

globules drépanocytaires par traitement numérique des images, 3^{eme} International Conference SETIT, 2005.

- [15] C. Y. Choo and H. Freeman. Comparative precision analysis of chain coding families for line drawing encoding, SPIE Vol. 1251, Curves and Surfaces in Computer Vision and Graphics, pp. 194-205, 1990.
- [16] A. Ciobanu, H. Shahbazkia, H. du Buf. Contour Profiling by Dynamic Ellipse Fitting, ICPR00, Vol. 3, pp. 750-753.
- [17] <http://www.cosmovisions.com/diatomees.htm>
- [18] W. B. Croft. Clustering Large Files of Documents using the Single-link Method, Journal of the American Society for Information Science, November 1977, pp. 341-344.
- [19] T. Davis. Fast Decomposition of Digital Curves into Polygons Using the Haar Transform, IEEE Transactions on PAMI, vol. 21, N° 8, 1999, pp. 786-790.
- [20] S. Derrode, R. Mezhoud et F. Ghorbel. Reconnaissance de formes par invariants complets et convergents: Application à l'indexation de bases d'objets à niveaux de gris, 17^{eme} colloque GRETSI'99, Vannes, pp. 119-122, 13-17 septembre 1999.
- [21] E. Diday, J. Lemaire, J. Pouget et F. Testu. Eléments d'analyse des données, Dunod Informatique, 1982.
- [22] H. du Buf, M. Bayer, S. Droop, R. Head, S. Juggins, S. Fischer, H. Bunke, M. Wilkinson, J. Roederdink, J. Pech-Pacheco, G. Christbbal, H.

- Shahbazkia, and A. Ciobanu. Diatom identification: A double challenge called ADIAC. In Proceedings of the 10th Int. Conf. on Image Analysis and Processing, pages 734-739, Venice, Italy, Sept 27-29 1999.
- [23] A. El-Hamdouchi and P. Willet. Hierarchic Document Clustering using Ward's Method. In proceedings of the Ninth Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 1986.
- [24] M. El Yassa, D. Mammass, F. Nouboud et A. Chalifour. Classification de diatomées par une pseudo-distance prétopologique, IEEE SETIT 2005 International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, Tunisie 2005.
- [25] F. Etesami and J. J. Uicker. Automatic dimensional inspection of machine part cross-sections using Fourier analysis, Computer Vision, Image Processing, vol. 29, 1985, pp. 216-247.
- [26] S. Fischer, M. Binkert, H. Bunke. Symmetry Based Indexing of Diatoms in an Image Database, ICPR00, Vol 2, pp. 895-898.
- [27] E.W. Forgy. Cluster Analysis of Multivariate Data:Efficiency Versus Interpretability of Classifications. Biometric Soc. Meetings, Riverside, California (Abstract in Biometrics 21, No. 3, 768), 1965.
- [28] H. Freeman. On the encoding of arbitrary geometric configurations; Computer Methods in Image Analysis, IEEE Press, 1977. Reprinted from IRE Trans. Electron. Comp., pp. 260-268, June 1961.

- [29] J. Goma R. Ortiz, J. Cambral L. Ector. Water quality evaluation in Catalanian Mediterranean rivers using epilithic diatoms as bioindicators, 22^{eme} Colloque de ADLAF, Espagne, Septembre 2003.
- [30] R. Gordon and B.D. Aguda. Diatom morphogenesis: natural fractal fabrication of a complex microstructure. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 4-7Nov. 1988, New Orleans, LA, USA (Vol. 10), pp. 273-274.
- [31] G. Govaert. Analyse des données, Hermès, 2003.
- [32] M. Grenier. Détermination des communautés phytobenthiques de référence et des objectifs de restauration des rivières du Québec. Mémoire de maîtrise de l'Université du Québec à Trois-rivières, Trois-rivières 2005.
- [33] Q. Guo, A. Chalifour, F. Nouboud, S. Campeau, I. Lavoie, D. Mammass et M. El Yassa. Diatom Classification by Image Analysis IEEE SETIT 2004 International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications. Tunisie. 2004.
- [34] J. H. Ward. Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. Journal of the American Statistical Association, 1963, pp. 236-244.
- [35] S. Hervé. Méthodes statistiques de sélection de modèles neuronaux : applications financières et bancaires. Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie - Paris VI (Décembre 1997).
- [36] Y. Hicks, D. Marshall, R.R. Martin, P.L. Rosin, M.M. Bayer and D.G. Mann. Automatic landmarking for building biological shape models.

- Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2002), 22-25 Sept, Rochester, NY, USA, vol 2, pp. 801-804, IEEE Press.
- [37] D. Hsiung. Les Diatomées, 2002.
- [38] L. K. Huang and M. J Wang. Efficient shape matching through model-based shape recognition, Pattern Recognition Society, Vol. 29, No.2, 1996, pp. 207-215.
- [39] T. Joachims. Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. In ECML-98, Tenth European Conference on Machine Learning, pp. 137-142.
- [40] I. T. Jolliffe. Principal component analysis 2nd Édition, New York: Springer, 2002.
- [41] V. Kindratenko and P. Van Espen. Classification of irregularly shaped micro-objects using complex Fourier descriptors, Proceedings of 13th ICPR, vol. II, 1996, pp. 285-289.
- [42] A. Kolesnikov, P. Franti. Reduced-search dynamic programming for approximation of polygonal curves, PRL, vol. 24, N° 14, 2003, pp. 2243.2254.
- [43] D. Koster. Thèse de doctorat, L'influence humaine en relation avec les changements environnementaux: évolution des lacs en Nouvelle-Angleterre reconstituée par l'analyse des diatomées. Juillet 2004.

- [44] J. W. Koumou. Thèse de doctorat, Ondelettes et application en imagerie et en calcul de surfaces. Novembre 1993.
- [45] R.E. Loke, M.M. Bayer, D.G. Mann et H Du Buf. Diatom recognition by convex and concave contour curvature, Proc. MTS/IEEE Conference OCEANS '02, Biloxi, Mississippi, 2002, pp. 2457-2465, 2002.
- [46] J. A. Lopez. Morphologie mathématique et indexation des images couleur: Application à la microscopie en biomédecine, Thèse de doctorat.
- [47] B. Ludes, M. Coste, P. Mangin. The diagnosis of drowning based on diatom study and identification: interest of a tissular extraction by enzymatic digestion, 13^{eme} Colloque, Association des diatomistes de langue française ADLaF, France, 1995, vol. 45, pp. 231-234.
- [48] J. B . MacQueen. Some Methods for Classification Analysis of Multivariate Observations. Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability I, pages 281-297, CA: University of California Press, 1967.
- [49] D. Mou and E.F. Stoermer. Separating Tabellaria (Bacillariophyceae) shape groups: A large sample approach based on Fourier descriptor analysis J. Phycology, 386-395, 1992.
- [50] B. Pavie. Les diatomées, 2002.
- [51] J. L. Pech-Pacheco, G. Cristobal, J. Chamorro-Martinez, J. Fernandez-Valdivia. Diatom Autofocusing in Brightfield Microscopy: a Compar-

- ative Study, ICPR, P. 3318, 15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'00) - Volume 3, 2000.
- [52] J. Perez, E. Vidal. Optimum polygonal approximation of digitized curves, PRL, vol. 15, 1994, pp. 743.750.
- [53] M.G. Potapova et F.D. Charles. Benthic diatoms in USA rivers: distributions along spatial and environment gradients. *Journal of biogeography*, 29, 167-187.
- [54] J. R. Quinlan. C4.5 : Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann, 1993.
- [55] J. R. Quinlan. Bagging, boosting, and C4.5. In *Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence and the Eighth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference*, Menlo Park, 1996, pp. 725-730,.
- [56] U. Ramer. An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curves, *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 1, 1972, pp. 244.256.
- [57] B. Ray,K. Ray. A new split-and-merge technique for polygonal approximation of chain coded curves, PRL, vol. 16, 1995, pp. 161.169.
- [58] J. D. Rennie. Improving Multi-class Text Classification with Naive Bayes Master's thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2001.
- [59] P.L. Rosin. Measuring sigmoidality, *Pattern Recognition*, vol. 37, no. 8, pp. 1735-1744, 2004.

- [60] P. L. Rosin. Techniques for Assessing Polygonal Approximations of Curves, IEEE Transactions on PAMI, vol. 19, N° 6, 1997, pp. 659.666.
- [61] P. L. Rosin, G. A. West. Segmentation of Edges into Lines and Arcs, IVC, vol. 7, N° 2, 1989, pp. 109.114.
- [62] M. Salotti. An efficient algorithm for the optimal polygonal approximation of digitized curves, PRL, vol. 22, 2001, pp. 215.221.
- [63] G. Saporta. Probabilités, Analyse des données et statistique. Editions Technip, Paris, 1990.
- [64] H. Schütze and C. Silverstein. Projections for Efficient Document Clustering. In Proceedings of the 20th International ACM SIGIR Conference, 1997.
- [65] H. Shahbazkia, T. Candeias, R. Oliveira, and F. Tomaz. Weighted Morphometric Shape Analysis of Diatoms.
- [66] J. Sklansky, V. Gonzalez. Fast Polygonal Approximation of Digitized Curves, PR, vol. 12, 1980, pp. 327.331.
- [67] R.J. Stevenson. Scale-dependant determinants and consequences of benthic algal heterogeneity. Journal of North America Benthological. pp. 248-262.
- [68] E.F. Stoermer and T.B. Ladewski. Quantitative analysis of shape variation in type and modern populations of *Gomphoneis herculeana*, Nova Hedwigia, pp. 347-386, 1982.

- [69] V. N. VAPNIK, The Nature of Statistical Learning Theory. Springer.
- [70] E. Voorhees. Thèse de doctorat: The Effectiveness and Efficiency of Agglomerative Hierarchic Clustering in Document Retrieval, 1986.
- [71] K. Wall, P. Danielsson. A Fast Sequential Method for Polygonal Approximation of Digitized Curves, Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 28, 1984, pp. 220-227.
- [72] P. W. Wong and J. Koplowitz. Chain Codes and their Linear Filter Reconstruction, IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 38, No. 2, 1992.
- [73] W. Wu, M. Wang. Detecting the Dominant Points by the Curvature-Based Polygonal Approximation, Graphical Models and Image Processing, vol. 55, no 2, 1993, pp. 79-88.
- [74] Y. YANG. An evaluation of statistical approach to text categorization, Rapport interne Technichal Report CMU-CS, 97-127, Carnegie Mellon University.
- [75] P. Yin. A Tabu Search Approach to Polygonal Approximation of Digital Curves, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 14, N° 2, 2000, pp. 243-255.
- [76] J. Zunic, P. L. Rosin. A New Convexity Measure for Polygons, PAMI(26), No. 7, July 2004, pp. 923-934.